

**Análisis de líneas de espera con técnicas de búsqueda directa aplicada a un modelo de simulación discreta de atención al cliente en el área de afiliaciones, autorizaciones y prestaciones económicas de una institución prestadora de servicios de salud.**

**LUIS FELIPE RIOS HERRERA**

**PhD JOSÉ ADALBERTO SOTO MEJÍA**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**MAESTRÍA EN INVESTIGACIÓN OPERATIVA Y ESTADÍSTICA**

**Septiembre de 2017**

## TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCION.....	8
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	10
2.1. Formulación del problema.....	10
3. OBJETIVOS.....	12
3.1. Objetivo General .....	12
3.2. Objetivos Específicos.....	12
4. MARCO TEORICO .....	13
4.1. TEORIA DE COLAS.....	13
4.1.1. Clasificación de los elementos de un modelo de sistema de colas ...	14
4.1.2. Modelos con tasas de llegadas y servicios poisson.....	17
4.1.3. Limitaciones de los modelos de teoría de colas .....	19
4.2. Relación de la optimización y la simulación .....	20
4.2.1. Métodos de optimización para simulación .....	24
4.2.1.1. Metaheurísticas.....	27
4.2.1.2. Algoritmos Evolutivos .....	29
4.2.1.3. Algoritmos genéticos (AG) .....	30
4.2.2. Algoritmos Evolutivos y la Simulación .....	38
4.2.3. Paquetes de software de optimización para simulación .....	39
4.2.4. Aplicaciones de la optimización basada en simulación .....	42
5. DISEÑO METODOLOGICO .....	44
5.1. Simulación .....	44
5.2. Optimización basada en Simulación .....	45
6. DESARROLLO DEL TRABAJO .....	47

6.1.	Análisis de información de entrada .....	47
6.1.1.	Descripción del sistema de atención .....	47
6.1.2.	Información de entrada al modelo de simulación.....	51
6.1.2.1.	Llegadas al sistema .....	52
6.1.2.2.	Tiempo de atención de recepción de entrega de turnos .....	55
6.1.2.3.	Tiempo de atención módulos posteriores.....	55
6.1.1.	Ajuste de datos a un modelo de distribución .....	56
6.1.1.1.	Determinación del tipo de distribución de los datos .....	59
6.1.1.1.1.	Estimación de parámetros – Método de Máxima Verosimilitud	60
6.1.1.1.2.	Verificación del ajuste de las distribuciones propuestas.	
	Pruebas de bondad y ajuste. ....	62
6.2.	Diseño del Modelo de Simulación Discreta .....	70
6.2.1.	Elementos Técnicos de Promodel .....	70
6.2.2.	Modelo de simulación en Promodel.....	72
6.2.2.1.	Entidades (Entities) .....	72
6.2.2.2.	Locaciones (Locations) .....	73
6.2.2.3.	Llegadas (Arrivals) .....	74
6.2.2.4.	Variables Globales (Global) .....	75
6.2.2.5.	Recursos (Resources) .....	76
6.2.2.6.	Proceso .....	76
6.3.	Corriendo el modelo de simulación .....	78
6.3.1.	Calibración y Validación del modelo de simulación .....	81
6.3.1.1.	Calibración .....	81
6.3.1.2.	Validación.....	82
6.3.2.	Análisis de salidas del modelo de simulación.....	83

6.3.2.1.	Estado de las medidas de rendimiento (Variables Globales) .....	83
6.3.2.2.	Estado de las locaciones .....	84
6.3.2.3.	Estado de los recursos.....	87
6.4.	Desarrollo de la optimización basada en simulación.....	88
6.4.1.	Algoritmo genético (AG) .....	88
6.4.1.1.	Identificación y definición de las variables de decisión .....	89
6.4.1.2.	Codificación del cromosoma y creación de la población.....	90
6.4.1.3.	Función de adaptabilidad ( <i>Fitness</i> ) .....	91
6.4.1.4.	Selección.....	93
6.4.1.5.	Cruzamiento.....	94
6.4.1.6.	Mutación.....	95
6.5.	Configurando el algoritmo genético en el SimRunner .....	95
6.5.1.	Análisis de Resultados del AG .....	100
6.6.	Análisis de resultados del modelo propuesto.....	107
6.6.1.	Estado de las medidas de rendimiento.....	107
6.6.2.	Estado de las locaciones .....	108
6.6.3.	Estado de los recursos .....	110
7.	CONCLUSIONES .....	111
8.	BIBLIOGRAFIA.....	113
9.	ANEXOS.....	120
9.1.	Anexo 1. Pruebas de aleatoriedad e independencia.....	120
9.2.	Anexo 2. View Text modelo de simulación actual .....	124

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Población fuente y forma en cómo llegan los clientes.....	15
Tabla 2. Modelos de los sistemas de colas.....	17
Tabla 3. Software de Simulación y paquetes de Optimización. ....	40
Tabla 4. Tiempos de espera en la cola inicial .....	49
Tabla 5. Operarios y calendarios de trabajo de las estaciones de recepción	49
Tabla 6. Operadores y calendarios de trabajo de los módulos posteriores ..	50
Tabla 7. Llegadas al sistema 7:00 am – 8:00 am.....	54
Tabla 8. Llegadas al sistema 11:00 am – 1:30 pm .....	54
Tabla 9. Llegadas al sistema 8:00 am – 11:00 am y 1:30 pm - 6:00 pm .....	54
Tabla 10. Tiempos de atención de servidores de entrega de turnos .....	55
Tabla 11. Tiempo de atención módulos asistenciales .....	56
Tabla 12. Tiempos de atención módulos preferenciales .....	56
Tabla 13. Tiempos de atención módulos operacionales .....	56
Tabla 14. Ajuste llegadas de clientes y tiempos de servicio en segundos....	69
Tabla 15. Descripción de elementos técnicos de Promodel.....	70
Tabla 16. Determinación del número de replicaciones.....	80
Tabla 17. Estadísticas de salidas de las medidas de rendimiento.....	83
Tabla 18. Estadísticas de salidas de las Locaciones .....	85
Tabla 19. Costos del sistema .....	92
Tabla 20. Soluciones factibles .....	103
Tabla 21. Estadísticas de salidas de las medidas de rendimiento modelo propuesto.....	107
Tabla 22. . Estadísticas de salidas de las Locaciones modelo propuesto ...	108

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura de un sistema de colas básico .....	13
Figura 2. Factores del sistema de filas.....	16
Figura 3. Estructura de las líneas de espera.....	16
Figura 4. Relación entre el algoritmo de optimización y el modelo de simulación.....	22
Figura 5. Métodos de Optimización Simulación .....	26
Figura 6.Óptimos locales y Globales.....	28
Figura 7. Estructura de un AE .....	30
Figura 8. Algoritmo genético Básico .....	31
Figura 9. Ruleta circular.....	34
Figura 10. Punto de Corte Aleatorio .....	36
Figura 11. Corte e intercambio de fragmentos .....	36
Figura 12. Recombinación de individuos.....	36
Figura 13. Relación entre Promodel y SimRunner .....	41
Figura 14. Tipos de Turnos.....	49
Figura 15. Distribución física de los módulos Asistenciales, Operacionales y Preferenciales.....	51
Figura 16. Procedimiento general de ajuste de datos a un modelo de probabilidad.....	57
Figura 17. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 7:00 am – 8:00 am .....	63
Figura 18. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 11:00 am – 01:30 pm .....	64
Figura 19. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 8:00 am-11:00 pm y 1:30 pm- 6:00 pm .....	64
Figura 20. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo de Recepción.....	66
Figura 21. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo de Asistenciales .....	67
Figura 22. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo Preferenciales.....	67
Figura 23. Pruebas de bondad y ajuste Tiempos Operacionales.....	68

<b>Figura 24. Características graficas de las entidades .....</b>	<b>72</b>
<b>Figura 25. Entidades .....</b>	<b>73</b>
<b>Figura 26. Locaciones.....</b>	<b>73</b>
<b>Figura 27. Llegadas.....</b>	<b>74</b>
<b>Figura 28. Variables Globales .....</b>	<b>75</b>
<b>Figura 29. Medidas de rendimiento calculadas con las variables globales en la simulación.....</b>	<b>75</b>
<b>Figura 30. Recursos .....</b>	<b>76</b>
<b>Figura 31. Flujo de clientes y operaciones del sistema .....</b>	<b>77</b>
<b>Figura 32. Distribución física del sistema en Promodel .....</b>	<b>77</b>
<b>Figura 33. Comparativo tiempo de ciclo y tiempo de espera .....</b>	<b>84</b>
<b>Figura 34. Promedio de contenido en las sillas de espera .....</b>	<b>86</b>
<b>Figura 35. Estado de las locaciones con capacidad múltiple .....</b>	<b>86</b>
<b>Figura 36. Estado de los recursos de los módulos posteriores. ....</b>	<b>87</b>
<b>Figura 37. Diagrama de Flujo para el algoritmo genético .....</b>	<b>89</b>
<b>Figura 38. Relación entre la simulación y el algoritmo genético .....</b>	<b>96</b>
<b>Figura 39. Macros para las variables.....</b>	<b>97</b>
<b>Figura 40. Función objetivo en SimRunner.....</b>	<b>98</b>
<b>Figura 41. Perfil de optimización en SimRunner .....</b>	<b>99</b>
<b>Figura 42. Tabla de resultados experimentales.....</b>	<b>101</b>
<b>Figura 43. Gráfico de medidas de rendimiento.....</b>	<b>102</b>
<b>Figura 44. Promedio de contenido en las sillas de espera modelo propuesto .....</b>	<b>109</b>
<b>Figura 45. Estado de las locaciones con capacidad múltiple .....</b>	<b>109</b>
<b>Figura 46. Estado de los recursos de los módulos posteriores .....</b>	<b>110</b>

## 1. INTRODUCCION

Un cliente queda satisfecho cuando se le ofrece todo lo que él espera encontrar y más, por tanto, la calidad es ante todo la satisfacción del cliente, la cual está ligada a las expectativas que éste tiene del servicio que se le brinde, donde las expectativas son generadas de acuerdo con las necesidades, los antecedentes, la publicidad y la imagen de la empresa, de modo que, se presenta satisfacción cuando el cliente percibe del servicio al menos lo que esperaba. Es decir, que tanto la competitividad de una empresa de servicios como la satisfacción del cliente están determinadas principalmente por la calidad del servicio prestado.

En las instituciones de salud se evidencian inquietudes y molestias por parte de los usuarios por fallas en el servicio de atención, por esto se pretenden analizar las situaciones que se presentan en las líneas de espera de los servicios de afiliaciones, autorizaciones y prestaciones económicas de una entidad de salud, donde es posible determinar soluciones mediante técnicas de estudio que ofrece la investigación de operaciones como lo es la teoría de colas, la simulación y la optimización. Donde estas tres técnicas permiten solucionar la problemática de la entidad de forma independiente, ya que cada técnica tiene la suficiente robustez como para mejorar el sistema de prestación de servicio.

La problemática evidenciada anteriormente se va abordar desde la integración de diferentes técnicas de la investigación de operaciones como los son la teoría de colas, la simulación y la optimización, esto con el fin de minimizar los costos totales de operación teniendo en cuenta la configuración de servidores y personal que reduzcan el tiempo de que pasan los clientes esperando.

Para la integración de las técnicas nombradas anteriormente se pretende diseñar un modelo de simulación discreta en el software Promodel Corp. que permita comprender el comportamiento de los factores que intervienen en el proceso de atención (Servidores, personal) y como estas afectan las medidas de rendimiento del sistema, posteriormente se determina la función objetivo con la que se medirá el rendimiento del sistema, la cual tiene en cuenta los costos de cada combinación



de factores, esto se va a realizar con la ayuda del módulo de optimización de Promodel (SimRunner) el cual está basado en algoritmos evolutivos

## **2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

A continuación se presenta el planteamiento del problema de acuerdo al diagnóstico realizado a la entidad de salud MEDIMAS EPS sobre el tema de líneas de espera y costos de prestación del servicio.

### **2.1. Formulación del problema**

En la actualidad las empresas prestadoras de servicios de salud de nuestro país presentan grandes inconvenientes con la prestación de sus servicios de forma oportuna, es decir este tipo de empresas presentan situaciones en las que el servicio proporcionado no puede ser satisfecho bajo las condiciones de calidad esperadas por sus usuarios.

Tal y como queda descrito en la afirmación anterior el ámbito de estudio de estas entidades es enorme, es por esto que se pretende analizar las situaciones que se presentan en las líneas de espera de los servicios de afiliaciones, autorizaciones y prestaciones económicas de una entidad de salud, ya que en la actualidad se están presentando grandes tiempos de espera por parte de los usuarios para la prestación de estos servicios, lo que genera congestión en el sistema de atención, y de la misma manera todas las desafortunadas consecuencias que esto trae consigo como lo son la inconformidad por parte de los usuarios y lo que es peor una mala reputación para la entidad.

Teniendo en cuenta lo anterior el problema radica en las grandes esperas y la congestión que estas generan en el sistema de atención, por lo cual, la manera de solucionar esta problemática es asignando mayor capacidad de servicio, en consecuencia, se genera otra problemática, puesto que, al proporcionar demasiada capacidad de servicio para operar el sistema implicaría costos excesivos; pero si no se cuenta con suficiente capacidad de servicio surgen esperas excesivas, por lo tanto, se debe encontrar un balance adecuado entre el costo de servicio y la

cantidad de tiempo que esperan los usuarios para ser atendidos oportunamente, esto se logra evaluando factores como la longitud media de las colas, los tiempos promedios de atención y espera, el uso promedio de las instalaciones, la tasa de llegada de clientes y la cantidad de servidores que prestan el servicio actualmente.

Por lo tanto, un sistema de prestación de servicios como el descrito para este caso puede presentar altas congestiones debido a la gran demanda de clientes y quizás a un factor que cuestiona la labor de cada uno de los servidores en el sistema, donde la capacidad de este no da abasto y por esto se presentan represamientos y largos tiempos de espera desde la solicitud de los turnos en la etapa inicial, hasta el desarrollo de peticiones en cuanto a afiliaciones, prestaciones económicas y autorizaciones en los módulos posteriores (operaciones, asistenciales y preferencial).

A continuación se presenta la pregunta de investigación que delimitara la problemática a solucionar, dadas las necesidades de la empresa:

¿Cuál es la configuración de servidores y personal que permiten mantener los costos totales de operación del sistema al mínimo y que satisfacen una restricción de límite superior en el tiempo promedio de espera del cliente para el área de afiliaciones, autorizaciones y prestaciones económicas de la institución prestadora de servicios de salud?

### **3. OBJETIVOS**

#### **3.1. Objetivo General**

Determinar el mínimo costo de operación del sistema, teniendo en cuenta la configuración de servidores y personal, que satisfagan una restricción de límite superior en la espera promedio de los clientes para el área de autorizaciones y prestaciones económicas de una institución de servicios de salud, aplicando algoritmos genéticos a un sistema de colas modelado bajo un entorno de simulación discreta.

#### **3.2. Objetivos Específicos**

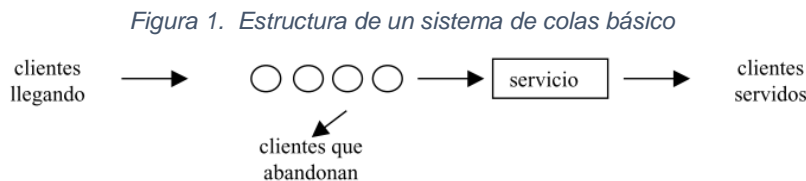
- a) Analizar la información recolectada en la institución de salud para determinar el comportamiento del sistema.
- b) Diseñar un modelo de simulación discreta funcional que permita comprender las relaciones de los factores que intervienen en el proceso de atención.
- c) Realizar un análisis de las variables controlables y las medidas de rendimiento para así plantear la función objetivo.
- d) Determinar bajo algoritmos genéticos la combinación de valores que proporciona las salidas más deseables para el sistema bajo estudio en el modelo de simulación.
- e) Clasificar y analizar las soluciones encontradas en base a la medida de utilidad de la función objetivo y las restricciones de espera.
- f) Realizar un análisis comparativo entre las soluciones más competitivas que pueden ayudar a mejorar el sistema de servicio.

## 4. MARCO TEORICO

### 4.1. TEORIA DE COLAS

Según (Kamlesh & Solow, 1996) muchas industrias de servicios presentan un sistema de colas en sus operaciones, en el que los productos o clientes llegan a una estación y esperan en una fila, obtienen algún tipo de servicio y luego salen del sistema , donde (Carro Paz & González Gómez, 2012) este tipo de fenómeno se origina cuando los clientes llegan a un servicio a un ritmo más rápido que la tasa a la cual pueden ser atendidos. Debido a que las tasas de llegada de los clientes varían, es posible que se formen largas filas de espera a pesar de que la tasa de servicio prevista en el diseño del sistema sea apreciablemente más alta que la tasa promedio de llegada de los clientes.

En relación a lo anterior (Garcia, 2016) determina que un sistema de colas se puede describir como un conjunto de “clientes” que llegan al sistema buscando un servicio, esperan si este no es inmediato, y abandonan el sistema una vez han sido atendidos, tal como se puede observar en la figura 1. En algunos casos se puede admitir que los clientes abandonan el sistema si se cansan de esperar. El término “cliente” se usa con un sentido general y no implica que sea un ser humano, puede significar piezas esperando su turno para ser procesadas o una lista de trabajo esperando para ser atendida.



*Fuente. (García, 2016). Descripción de un sistema de colas*

Aunque la mayor parte de los sistemas se puedan representar como en la figura 1, debe quedar claro que una representación detallada exige definir un número elevado de parámetros y funciones.

Históricamente, los primeros trabajos que comenzaron a dar cuerpo a la teoría de colas son los realizados por el matemático-ingeniero danés A.K. Erlang, quien en 1909 publicó la teoría de probabilidades y las conversaciones telefónicas. Erlang era por entonces empleado de la compañía telefónica danesa en Copenhague y su trabajo fue una aplicación de técnicas existentes en teoría de probabilidad al problema de determinar el número óptimo de líneas telefónicas en una centralita, teniendo en cuenta la frecuencia de las llamadas y su duración. Las aplicaciones de la teoría de colas continuaron después de Erlang. En 1927, E.C. Molina publicó aplicación de la teoría de probabilidades a problemas de líneas telefónicas, seguido, en 1928, de probabilidad y sus usos en ingeniería, por T.C. Fry. A principios de los años 30. F. Pollaczek publicó trabajos innovadores sobre el caso de llegadas poissonianas y servicios arbitrarios. También para esa época, los matemáticos de la escuela rusa A.N. Kolmogorov y A.Y. Khintchine, así como C.D. Crommelin en Francia y C. Palm en Suecia, realizaron importantes aportaciones a la teoría. (Abad, 2002)

(Gross & Harris. Carl, 1998) La teoría de colas es el estudio de dicha espera en sus diferentes formas, donde usando los modelos de colas se representan los sistemas de líneas de espera que surgen en la práctica. Las fórmulas para cada modelo indican cuál debería ser desempeño del sistema correspondiente y señalan la cantidad esperada de tiempo y personas en una cola, en una gama de circunstancias.

#### **4.1.1. Clasificación de los elementos de un modelo de sistema de colas**

Con el fin de realizar un modelo de líneas de espera y poder analizar sus operaciones es preciso identificar primordialmente cuáles son las características que intervienen en el sistema de colas, para esto se evidencia que autores como (Carro Paz & González Gómez, 2012) y (García, 2016) presentan elementos a tener en cuenta como el patrón de llegadas de los clientes, el patrón de servicio, la disciplina de la cola, la capacidad del sistema, el número de canales de servicio, el

número de etapas del servicio, donde (Chase, Jacobs, & Aquilano, 2009) determinan que el sistema de filas cuenta, en esencia, con tres componentes básicos que resumen los elementos anteriores:

1. La población fuente y la forma en que los clientes llegan al sistema (ver tabla 1).

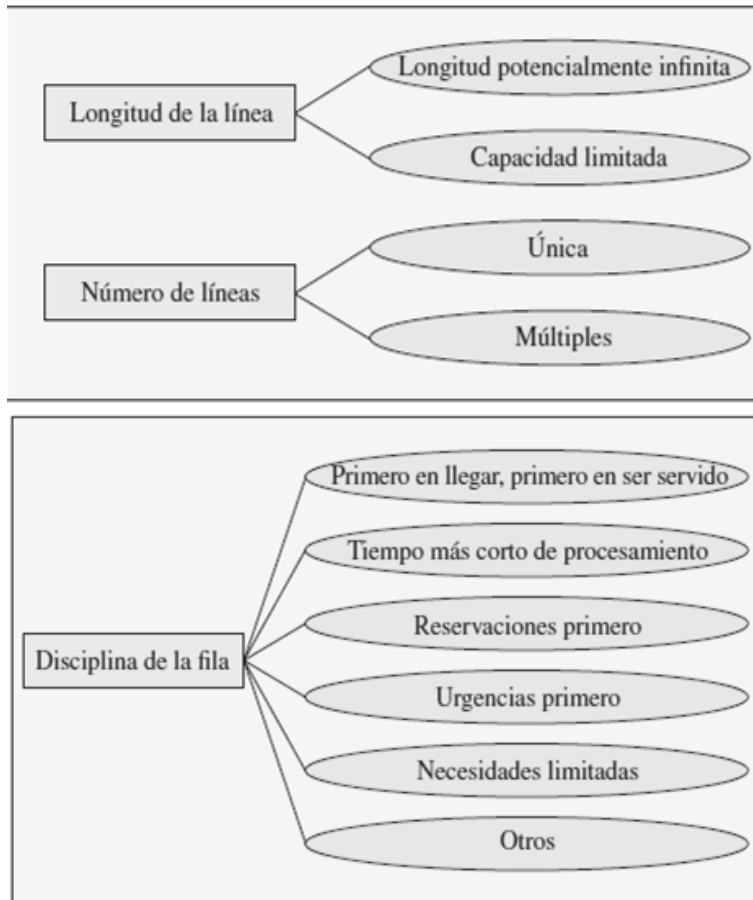
*Tabla 1. Población fuente y forma en cómo llegan los clientes*

ELEMENTO	SUBELEMENTO	DEFINICION	CONSECUENCIA
LA POBLACIÓN FUENTE Y LA FORMA EN QUE LOS CLIENTES LLEGAN AL SISTEMA	Población Finita	Se puede determinar y contar	Cuando un cliente abandona su posición como miembro de la población, ello disminuye la probabilidad de que se presente el siguiente hecho.
	Población Infinita	No se puede establecer un límite.	El aumento o disminución de la población no afecta sustantivamente las probabilidades de ocurrencia de un evento en el sistema.
	<b>SUBELEMENTO</b>	<b>TIPO</b>	<b>DESCRIPCION</b>
	Tasa de llegadas	Constante	Es cuando el tiempo que transcurre entre las llegadas sucesivas es exactamente el mismo.
		Exponencial	Se analiza el tiempo que transcurre entre llegadas sucesivas
		Poisson	Se establece una duración de tiempo(T) y trata de determinar cuántas llegadas entran al sistema dentro de T.
	Patrón de llegadas	Controlable	Se puede disminuir o desplazar la tasa de llegadas
		Incontrolable	No es posible disminuir o desplazar la tasa de llegadas
	Tamaño de las unidades de llegada	Única	La entrada de clientes es por unidad
		Grupo	El tamaño del grupo es algún múltiplo de la unidad.
	Grado de paciencia	Paciente	Espera en línea y permanece
		Impaciente	Cliente que llega, ve y parte, o llega espera un rato y parte.

*Fuente: Elaboración Propia. Apoyado en (Chase et al., 2009)*

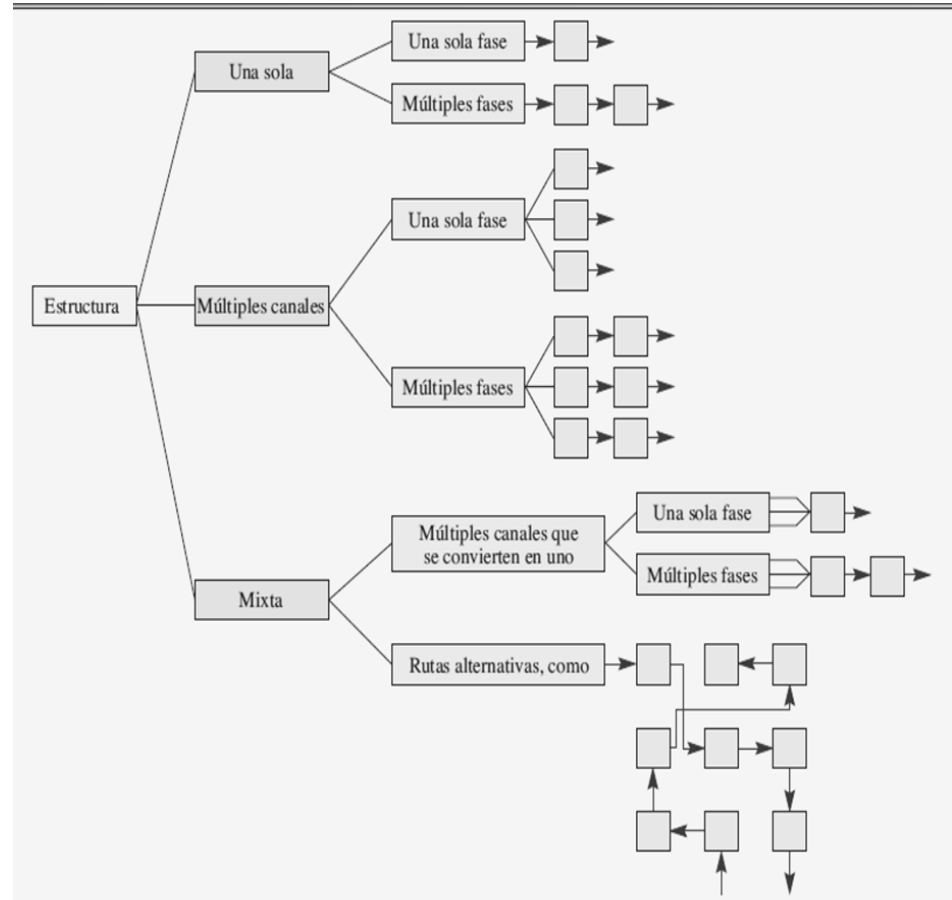
## 2. El sistema de prestación del servicio (ver gráfico 2 y 3)

Figura 2. Factores del sistema de filas



Fuente: (Chase et al., 2009)

Figura 3. Estructura de las líneas de espera



Fuente: (Chase et al., 2009)



3. la condición de los clientes que salen del sistema de regreso a la población fuente o no

Cuando el cliente ha recibido el servicio, tiene dos caminos posibles: 1) el cliente puede regresar a la población fuente y de inmediato convertirse en un candidato que vuelve a competir por un servicio, o 2) puede existir escasa probabilidad de otro servicio.

#### 4.1.2. Modelos con tasas de llegadas y servicios poisson

(Abad, 2002), explica los modelos para el sistema de una cola en el que se supone que la distribución del tiempo entre llegadas y el del tiempo del servicio son exponenciales, las cuales se exponen a continuación (Ver Tabla 2)

*Tabla 2. Modelos de los sistemas de colas*

MODELO	CARACTERISTICAS
MODELO M/M/1	La distribución del tiempo entre dos llegadas consecutivas de clientes al sistema ( $\lambda$ )
	Independientemente del número de clientes que haya dentro del mismo, la distribución del tiempo de servicio ( $\mu$ )
	Hay un solo servidor
	No hay restricción con respecto al número de clientes
	Su población potencial es infinita
	La disciplina de la cola es FIFO
MODELO M/M/S	Su tasa de llegada es consecutiva
	Distribución del tiempo del servicio ( $\mu$ )
	Hay S número de servidores
	La disciplina de la cola es FIFO
MODELO M/M/1/K	Es un modelo M/M/1, ya estudiado, pero con limitación K para el tamaño de la cola
	Su población potencial es infinita
	La disciplina de la cola es FIFO
	Se puede dar el caso, de que, el cliente que intente entrar en el sistema no lo consiga por estar la cola llena

MODELO M/M/S/K	Es la extensión del modelo M/M/1/K al caso en que exista un numero entero cualquiera de S servidores
	La tasa de llegada es CASI igual al del modelo M/M/1
	La tasa de servicio es exactamente igual al del modelo M/M/S
MODELO M/M/1/∞/H	Su población potencial es finita
	Está formada por H individuos
	La distribución del tiempo de llegada dependerá de cuantos clientes estén en el sistema
	Posee un único servidor
	La disciplina de la cola es FIFO
	No hay un límite de tamaño de la cola
	Para cada cliente que acaba de salir del sistema, la distribución de probabilidad del tiempo que falta se expresa ( $\lambda$ )
MODELO M/M/S/∞/H	Posee un numero entero de S servidores
	Su población potencial es infinita
	Posee H elementos
	La distribución del tiempo de llegada dependerá del número de clientes en el sistema
	La disciplina de la cola es FIFO
	la capacidad de la cola es ilimitada
MODELO M/M/S/∞/H CON REPUESTO	Es una modificación al M/M/S/∞/H, que responde a la idea de ocupar el espacio vacío que deja un cliente en la población potencial, al entrar en el sistema, con un nuevo cliente especial (llamado repuesto) que en un principio no se encontraba en ella
MODELO M/M/∞	Cuenta con servidores infinitos
	La distribución del tiempo de llegada es $\lambda$
	La distribución del tiempo de servicio es $\mu$
	Es sin limitación para la cola
	Su población potencial es infinita
	La disciplina de la cola es FIFO
	El hecho de que haya infinitos servidores implica que tanto la capacidad de la cola, como la disciplina son parámetros irrelevantes. Situación practica: autoservicio o modelo de servicio amplio

*Fuente: Elaboración Propia. Apoyado en (Abad, 2002)*

#### **4.1.3. Limitaciones de los modelos de teoría de colas**

(Hillere & Liberman, 2002) dictamina que la teoría de colas ha tenido un lugar sobresaliente en las técnicas analíticas modernas, pero el enfoque se ha limitado a la formulación de una teoría matemática descriptiva, ya que según (De la fuente Garcia & Diez Pino, 2001) cuando se realiza una serie de servicios en secuencia y la tasa de salida de uno es la tasa de entrada de otro, ya no podemos aplicar los modelos de la teoría de colas de forma tan sencilla. Esto también sucede cuando las condiciones reales no se ajustan a las de las ecuaciones, por lo tanto la mejor técnica para resolver este tipo de problemas es la simulación.

Según (Taha, 2012) las colas y la simulación estudian las líneas de espera. Pero estas dos técnicas de la investigación de operaciones no son técnicas de optimización; más bien determinan medidas de desempeño de las líneas de espera, como tiempo de espera promedio en la cola, tiempo de espera promedio para el servicio, y el uso de las instalaciones de servicio, donde los modelos de colas utilizan modelos estocásticos para analizar líneas de espera, y la simulación estima las medidas de desempeño al imitar el comportamiento del sistema real. De cierto modo, la simulación tiene ventajas para observar un sistema real, ya que la diferencia principal entre las colas y la simulación es que los modelos de colas son puramente matemáticos y, en consecuencia, están sujetos a hipótesis específicas que limitan el alcance de su aplicación. La simulación, por otra parte, es flexible y puede utilizarse para analizar prácticamente cualquier situación de colas.

Así, no concierne en forma directa a la teoría de colas alcanzar la meta de la investigación de operaciones: la toma de decisiones óptimas. No obstante en un insumo necesario para este fin que puede alcanzarse con la simulación y optimización.

## **4.2. Relación de la optimización y la simulación**

Los modelos de simulación se construyen para comprender mejor un sistema, experimentar alternativas de solución, predecir la salida de un sistema o comparar un sistema con otro, donde el objetivo principal de diseñar un modelo de simulación es encontrar respuestas a preguntas como ¿Cuáles son los ajustes óptimos para minimizar (o maximizar)?, pero de acuerdo con (Taha, 2012), la simulación no es una técnica de optimización, por consiguiente, la optimización es la tecnología apropiada para combinar con la simulación, ya que, la optimización es el proceso de tratar diferentes combinaciones de valores para las variables que pueden ser controladas, de manera que, la relación entre estas dos técnicas permite encontrar la combinación de valores que proporciona la salida más deseable en un modelo de simulación (Harrell, 2004)

(Maketon, 1987) proporciona una clasificación de enfoques algorítmicos para la optimización sobre simulaciones basadas en cuánta información o estructura sobre el modelo se conocen. El trabajo examina el progreso del campo entre 1975 y 1987, y se centra en la optimización continua de la simulación. (Andradottir, 1998) proporciona un tutorial sobre procedimientos basados en gradientes para problemas continuos. (Carson & Maria, 1997) explican que cuando se estudia el modelo matemático de un sistema mediante simulación, se le denomina modelo de simulación, donde el comportamiento del sistema de las variables de entrada se evalúa ejecutando el modelo de simulación durante un periodo de tiempo determinado. Así mismo un experimento de simulación puede definirse como una prueba o una serie de pruebas en las que se realizan cambios significativos en las variables de entrada de un modelo de simulación para poder observar e identificar las razones de los cambios en la (s) variable (s) de salida. Cuando el número de variables de entrada es grande y el modelo de simulación es complejo, el experimento de simulación puede llegar a ser computacionalmente prohibitivo. Además del alto costo computacional, se incurre en un costo aún mayor cuando se seleccionan valores subóptimos de las variable de entrada. El proceso de encontrar

los mejores valores de las variables de entrada entre todas las posibilidades sin evaluar explícitamente cada posibilidad es con la optimización aplicada a la simulación. El objetivo de la optimización-simulación es minimizar los recursos gastados mientras se maximiza la información obtenida en un experimento de simulación. (Carson & Maria, 1997) y (Azadivar, 1999) da un breve resumen de los algoritmos prevaientes de optimización de simulación, haciendo énfasis en la fuerza que tienen los algoritmos genéticos. Así mismo (Andradottir, 1998) define que el campo de la optimización simulación se refiere al uso de simulación para diseñar y optimizar sistemas, donde esto es fundamentalmente un problema desafiante porque utilizar la simulación para estimar el rendimiento de un sistema requiere a menudo una cantidad sustancial de tiempo computacional, y determinar el óptimo del sistema es obviamente un problema más difícil debido a la necesidad de evaluar el rendimiento del sistema para varios diseños.

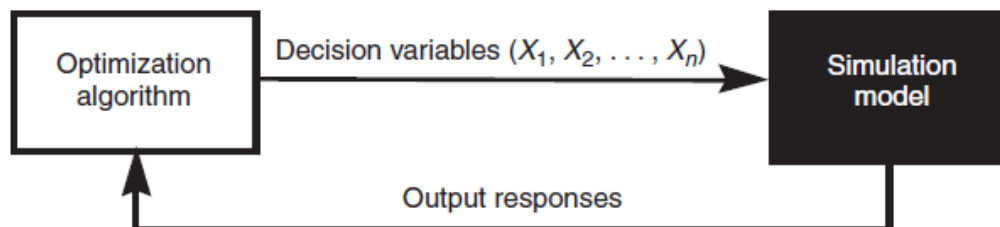
(Glover, Kelly, & Laguna, 1999) de la escuela de negocios en la Universidad de Colorado exponen que la optimización simulación se aplica a un amplio campo práctico, más allá del rango que la mayoría de los investigadores y profesionales actuales están conscientes, donde estos dominios de aplicación ofrecen una gran cantidad de oportunidades para tratar cuestiones críticas de incertidumbre y complejidad, cuestiones que no están completas desde la teoría y los intentos de implementaciones prácticas del pasado. Así mismo (Glover et al., 1999) consideran que las estadísticas tradicionales y la optimización no proporcionan el mejor punto de acceso a la optimización simulación. Aunque estos dominios clásicos son muy relevantes, funcionando como un "Jugador de apoyo" al arte de la metaheurística, que toman un papel dominante en la integración de la simulación y la optimización, donde los desarrollos de las "metaheurísticas generales" no son suficientes para proporcionar los mejores métodos para integrar la simulación y la optimización.

(Harrell & Field, 2001) consideran que la optimización simulación ha sido generalmente bien recibida y, en su mayor parte, inteligentemente aplicada. La optimización alivia mucho el enfoque de ensayo y error de la experimentación y puede incluso revelar soluciones superiores que pueden no ser intuitivas. La

optimización simulación no es un remplazo para la experimentación tradicional y el análisis de resultados por medio de optimización simulación, sin embargo, debería seguir siendo vistas como sólo parte de una metodología de análisis de Salidas. Continuado con (Harrell & Field, 2001) exponen que se hace necesario realizar mejoras en la simulación optimización referentes a la velocidad y la validez de los resultados, donde mejorar la eficiencia de la optimización es posible integrando técnicas estadísticas de selección de factores y técnicas de clasificación y selección. Por ejemplo, después de que un usuario define una meta (función objetivo) y unas variables de decisión (factores de entrada o variables controlables), una selección de factores de utilidad se podría ejecutar primero para "eliminar" los factores de entrada que no influyen significativamente en el valor de la función objetivo. Entonces la optimización se podría ejecutar y reducir el espacio de búsqueda. Esto sería útil en casos cuando el usuario cree que un determinado factor de entrada influye en la función objetivo, pero no lo sabe con seguridad, otros métodos que se han estado desarrollando continuamente en la optimización simulación se pueden ver en (R. O. Bowden & Hall, 1998)

(Harrell, 2004) presentan una explicación de la relación entre la optimización y la simulación, donde las entradas a un modelo de optimización a menudo son llamadas variables de decisión o factores, donde estas se introducen en el modelo de simulación para así determinar las medidas de rendimiento de interés que se calculan de la salida estocástica del modelo de simulación cuando las variables de decisión son ajustadas a valores específicos (ver Figura 4)

*Figura 4. Relación entre el algoritmo de optimización y el modelo de simulación*



*Fuente: tomado de (Harrell, 2004)*

Donde el objetivo es buscar el valor óptimo para cada variable de decisión que minimice o maximice el valor esperado de las medidas de rendimiento de interés.

Se puede observar que el valor esperado de la función objetivo se calcula promediando la salida del modelo a través de múltiples repeticiones. El problema de la optimización de la simulación se plantea formalmente como

$$\text{Min o Max } E[f(X_1, X_2, \dots, X_n)]$$

*sujeto a*

$$\text{Limite inferior} \leq X_i \leq \text{Limite Superior} \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n$$

Donde  $E[f(X_1, X_2, \dots, X_n)]$  denota el valor esperado de la función objetivo, que es estimada.

Teniendo en cuenta el funcionamiento de la optimización y la simulación se puede ver esta relación como el proceso de encontrar la configuración de un sistema, que optimice el valor esperado de las medidas de rendimiento del modelo de simulación, así mismo se puede observar que se busca optimizar una esperanza conformada por salidas estocásticas de la simulación, por lo que los procesos de simulación y optimización van dirigidos a dar una buena estimación de la solución del problema, más que encontrar la solución óptima, aunque esto no quiere decir que no se pueda encontrar.

(Fu, 1994) ofrece un excelente tutorial sobre la optimización simulación, y se centra en los problemas de optimización continua más que en los problemas de optimización discreta. El artículo se centra específicamente en simulaciones de eventos discretos. (Fu et al., 2000) contiene varias declaraciones de posición de investigadores y profesionales eminentes en el campo de la simulación, donde se discute la integración de la simulación con la optimización. Los problemas abordados incluyen generalidad versus especificidad de un algoritmo, el alcance más amplio de los problemas que las metodologías de optimización de simulación tienen el potencial de abordar y la necesidad de integrar algoritmos probablemente convergentes propuestos por la comunidad investigadora con metaheurísticas utilizadas con frecuencia por paquetes de software de simulación comercial. (Fu, 2002) proporciona una encuesta exhaustiva sobre el campo y su alcance, el documento describe las diferentes maneras en que la optimización y la simulación

interactúan, da ejemplos de aplicaciones del mundo real, introduce el software de simulación y las rutinas de optimización que cada una de ellas utiliza, presenta un tutorial básico sobre el análisis de resultados de simulación y la teoría de la convergencia para la optimización de la simulación, elabora algoritmos para problemas continuos y discretos. (Fu, Glover, & April, 2005) proporcionan una versión concisa y actualizada de los desarrollos teóricos y algorítmicos en optimización simulación, así mismo presentan algunas aplicaciones y también hablan de la estimación de los algoritmos de distribución.

(Tekin & Sabuncuoglu, 2004) proporcionan una tabla que analiza documentos de revisión anteriores desde (Maketon, 1987) hasta (Swisher, 2000) y las técnicas en las que se centran. Aparte de proporcionar actualizaciones detalladas sobre los avances en enfoques y algoritmos, el documento también enumera referencias que intentan comparar diferentes técnicas de optimización simulación. (Hong & Nelson, 2006) clasifican los problemas de optimización simulación en aquellos con (1) un número finito de soluciones; (2) variables de decisión continua; Y (3) variables de decisión que son de orden entero. El documento describe procedimientos para cada una de estas clases. Un poco más reciente, (Ammeri, Hachicha, Chabchoub, & Masmoudi, 2011) , clasifican los algoritmos de optimización de la simulación y proporciona una encuesta de los métodos que se han utilizado.

En correspondencia a lo anterior (Wang & Shi, 2013) realiza un análisis a los problemas de optimización simulación y clasifica las técnicas de resolución teniendo en cuenta si las variables de decisión son continuas o discretas.

#### **4.2.1. Métodos de optimización para simulación**

(Barton & Ivey, 1996) exponen que el método simplex propuesto por Nelder y Mead (1965) ha sido ampliamente y con éxito utilizada para resolver problemas de optimización simulación y que esta técnica a menudo encuentra la solución óptima incluso aunque no hay ninguna prueba matemática de que converge a la solución



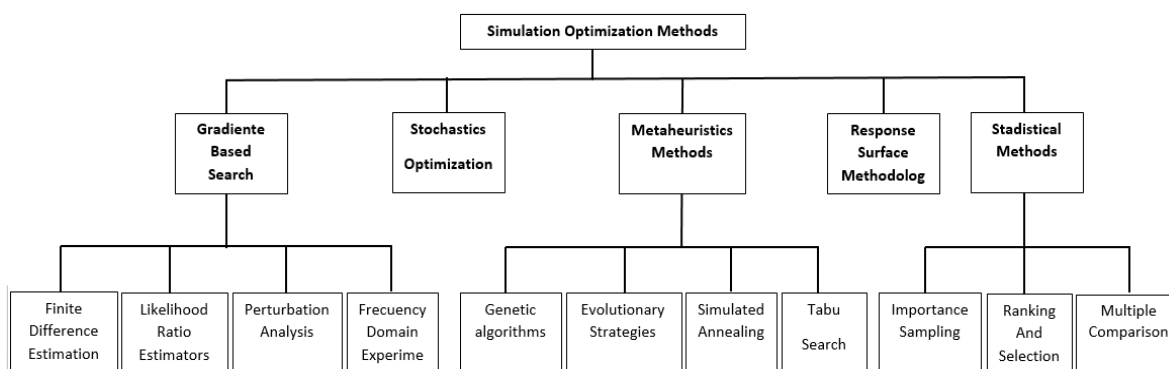
óptima para estos tipos de problema, así mismo proponen modificaciones al algoritmo cuando se evalúan sistemas estocásticos. (Pegden & Gately, 1977) desarrollaron un módulo de búsqueda directa para el software de simulación GASP IV aplicándolo en un problema de inventarios. Así mismo (Pegden & Gately, 1980) desarrollaron posteriormente otro módulo de optimización para su uso con el SLAM paquete de software de simulación, donde sus paquetes de optimización se fundamentaban en una variante de un método de búsqueda directa desarrollado por Hooke y Jeeves (1961). Por otro lado, (Fu, 1994) presentan métodos de aproximación estocástica de parámetros continuos (Con trabajos más recientes sobre métodos de búsqueda aleatoria para problemas de parámetros discretos), que se concentran sobre estrategias de búsqueda local basadas en un solo punto, contra una familia de puntos adoptados por muchas de las estrategias utilizadas en la optimización simulación. (Akbay, 1996) menciona que encontrar la solución óptima no es una tarea fácil, por lo tanto expone que las metaheurísticas son muy comunes en los modelos de optimización simulación, desde la optimización combinatoria basada en estrategias de evolución como algoritmos genéticos, búsqueda de tabú, dispersión. Según (Andradottir, 1998) diferentes enfoques para resolver problemas de simulación optimización se han desarrollado, bajo enfoques heurísticos que proporcionan garantías de rendimiento. La clase de métodos de optimización simulación rigurosos incluyen enfoques muy diferentes, tales como métodos estadísticos (clasificación, selección y enfoques de comparación múltiple), los métodos que utilizan estimaciones de gradiente para optimización de parámetros continuos ( aproximación estocástica y aproximaciones de rutas), métodos de búsqueda aleatorios (Recocido simulado), (Glover et al., 1999) presenta algunas adaptaciones de otras técnicas de optimización, por ejemplo, redes neuronales, búsqueda tabú y recocido simulado (aunque este último es de naturaleza probabilística, Se ha aplicado principalmente a problemas determinísticos).

(Fu et al., 2000) las técnicas de optimización simulación pueden clasificarse de la siguiente manera: Algoritmos de búsqueda aleatorios y basados en gradientes (Principalmente aproximación estocástica); Algoritmos evolutivos y metaheurísticas

(Incluyendo algoritmos genéticos y búsqueda tabú); Enfoques basados en la programación matemática (Principalmente el método de optimización de rutas); Técnicas de búsqueda estadística, tales como superficies de respuesta. (Harrell, 2004). Si la salida del modelo de simulación para todos los posibles valores de las variables de decisión se registra y se representan, la trama resultante sería llamada la superficie respuesta. Para problemas que implican sólo una o dos variables de decisión, la solución se puede identificar rápidamente en la superficie de respuesta. Por ejemplo, la solución óptima se situaría en el pico más alto de la superficie de respuesta de un problema de maximización. Las superficies de respuesta producidas por modelos de simulación estocástica pueden ser altamente no lineales, multimodales y ruidosos; Puede contener variables de decisión discretas y continuas; que pueden no proporcionar observaciones independientes e idénticamente distribuidas. Sin embargo, muchas buenas técnicas de optimización metaheurísticas relajan los requisitos de los problemas para que estén bien planteados. Técnicas heurísticas consistentemente proporcionan una buena solución o cerca del óptimo, dentro de una cantidad razonable de tiempo de búsqueda. De hecho, el uso de una técnica metaheurística no excluye la posibilidad de encontrar la solución óptima. Puede encontrarse la solución óptima, pero no hay garantía de que siempre lo hará.

(Carson & Maria, 1997) la optimización-simulación es un área que ha atraído la atención de muchos investigadores, las seis mejores categorías de métodos de optimización simulación son mostradas en la figura 5.

*Figura 5. Métodos de Optimización Simulación*



*Fuente: Elaboración Propia basado en (Carson & María, 1997)*

Para la finalidad de este trabajo se hará uso de las técnicas metaheurísticas, por lo tanto se ahonda solo en este tipo de métodos con mayor profundización en los algoritmos evolutivos (algoritmos genéticos), para mayor información sobre los otros métodos se puede consultar a (Carson & Maria, 1997)

#### **4.2.1.1. Metaheurísticas**

(Melián, Pérez, & Vega, 2003) El termino metaheurísticas se obtiene de anteponer la heurística el sufijo meta que significa “más allá” o “a un nivel superior”. Las metaheurísticas son estrategias inteligentes para diseñar o mejorar procedimientos heurísticos muy generales con un alto rendimiento. El termino metaheurística apareció por primera vez en el artículo sobre búsqueda tabú de Fred Glover en 1996.

(Osman & Kelly, 1996) proponen la siguiente definición:

Los metaheurísticos son métodos aproximados diseñados para resolver problemas de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son efectivos. Los metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos, combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos.

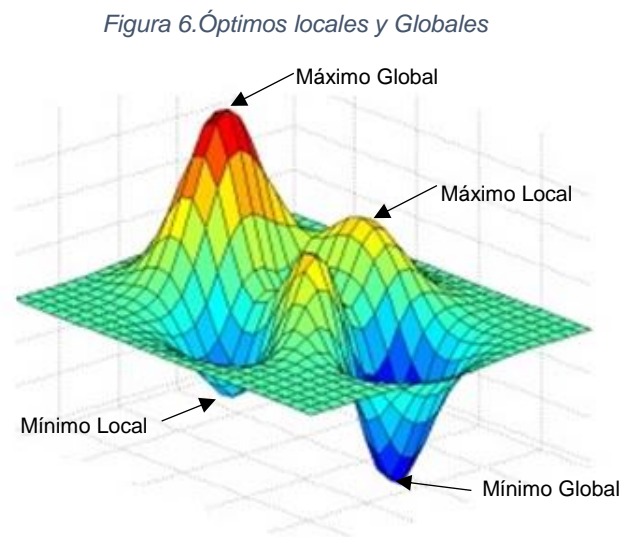
(Granada Echeverri, 2013) Las metaheurísticas se basan en un conjunto de conceptos algorítmicos que tienen como finalidad guiar procesos heurísticos para evitar la convergencia prematura y explorar regiones del espacio de búsqueda que contiene soluciones de alta calidad.

Continuado con (Granada Echeverri, 2013) presenta que la principal motivación para el crecimiento y desarrollo acelerado del área de las metaheurísticas es que miles de problemas del mundo real pueden ser formulados como problemas abstractos de optimización combinatorial y para resolver un problema combinatorial se deben definir cuatro aspectos: 1. Definir el espacio de búsqueda (tamaño del problema), 2. Representación del problema, 3. Definir el conjunto de alternativas

iniciales (Población inicial), 4. Definir el número de vecinos que se van a evaluar (estructura de vecindad).

Tenido en cuenta (Vidal, 2013) el principal problema que presentan los algoritmos heurísticos es su incapacidad para escapar de los óptimos locales, ya que estos no poseen ningún mecanismo que les permita escapar de los óptimos locales, por lo tanto para solventar este problema se introducen otros algoritmos de búsqueda más inteligentes que eviten en la medida de lo posible quedar atrapados. Estos algoritmos de búsqueda más inteligentes, son los denominados metaheurísticos.

(Granada Echeverri, 2013) explica formalmente el concepto de óptimo local y óptimo global de la siguiente manera: si se considera un problema de minimización  $f(x)$  sobre un espacio  $R^n$  y se tiene que  $\bar{x} \in R^n$  entonces si  $f(\bar{x}) \leq f(x)$  para todo  $x \in R^n$ , entonces  $\bar{x}$  es llamado un mínimo global. Por otro lado, si existe una vecindad  $N_\varepsilon(\bar{x})$  alrededor del punto  $\bar{x}$  tal que se cumpla que  $f(\bar{x}) \leq f(x)$  para todo  $x \in N_\varepsilon(\bar{x})$ , siendo  $x \neq 0$  y para algún  $\varepsilon > 0$ , entonces  $\bar{x}$  es llamado un mínimo local. (Ver Figura 6).



*Fuente: Elaboración propia apoyado en gráficos de Matlab*

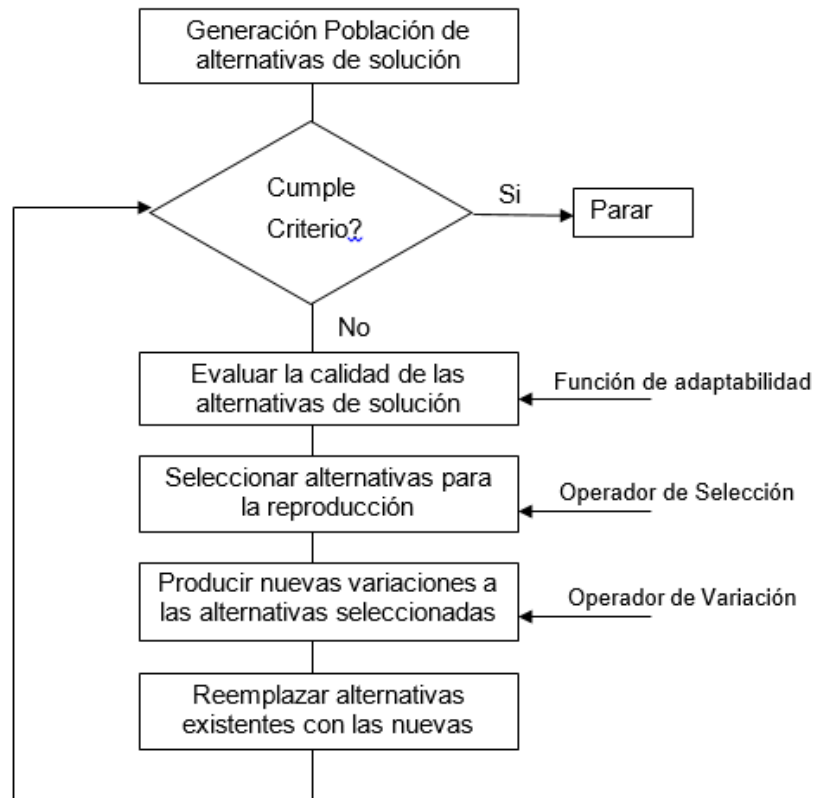
(Velez & J., 2007) Entre los metaheurísticos más exitosos se encuentran el recocido simulado (simulated annealing), la búsqueda tabú (tabu search), los algoritmos

genéticos (genetic algorithms) y las redes neuronales artificiales (artificial neural networks). Otras ideas recientes incluyen la optimización por colonias de hormigas (ant colony optimization), la búsqueda local iterativa (iterated local search) y la computación evolutiva (evolutionary computing), entre otras.

#### **4.2.1.2. Algoritmos Evolutivos**

Los Algoritmos Evolutivos son una clase de técnicas de búsqueda directa basadas en conceptos de la teoría de la evolución. Ellos imitan la evolución en que las entidades se adaptan a su entorno para sobrevivir. Estos algoritmos manipulan una población de soluciones de un problema de tal manera que las soluciones pobres se desvanecen y las buenas soluciones evolucionan continuamente en su óptimo (R. Bowden & Bullington, 1995). (Granada Echeverri, 2013) presenta la estructura fundamental de un algoritmo evolutivo (Figura 7), así mismo explica que estos algoritmos operan sobre poblaciones que son representadas por estructuras que codifican cada problema en particular, donde estas estructuras son conocidas como alternativas de solución y permitir evaluar el valor de la función objetivo y el grado de infactibilidad. Para la generación de hijos y padres (Granada Echeverri, 2013) determina que el número de iteraciones involucradas en el proceso hasta alcanzar algún criterio de convergencia se denominan generaciones y durante cada generación, una secuencia de operadores es aplicada a los individuos de una población para generar la nueva población de la siguiente generación. Cuando uno o más individuos son usados por un operador, estos son denominados padres y los individuos resultantes de la aplicación de un operador son sus hijos. De esta manera, cuando dos operadores son aplicados sucesivamente, los hijos de una generación pueden llegar a ser padres de la siguiente.

Figura 7. Estructura de un AE



Fuente: Tomado de (Granada Echeverri, 2013)

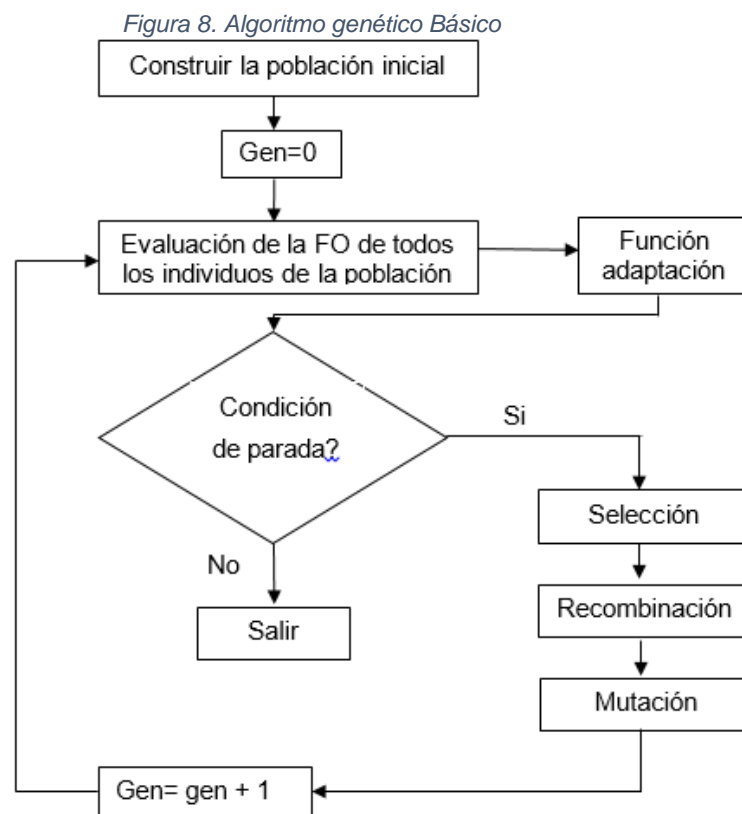
#### 4.2.1.3. Algoritmos genéticos (AG)

Los algoritmos evolutivos más populares son los algoritmos genéticos que son una estrategia de búsqueda que emplea una elección al azar para guiar una búsqueda altamente explotadora, logrando un equilibrio entre la exploración del dominio factible y explotación de soluciones "buenas" (Holland, 1992). Esta estrategia es análoga a la evolución biológica. Desde una perspectiva biológica, se conjetura que la estructura de un organismo y su capacidad para sobrevivir en su medio ambiente, están determinadas por su ADN. Una descendencia, que es una combinación del ADN de ambos padres, hereda rasgos de ambos padres y otros rasgos que los padres no pueden tener, debido a la recombinación. Estos rasgos pueden aumentar la aptitud de una descendencia, dando una mayor probabilidad de sobrevivir con más frecuencia y pasar los rasgos a la siguiente generación. Con el tiempo, la aptitud media de la población mejora, donde los miembros de la población están

sometidos a los operadores con el fin de crear descendencia. Comúnmente utilizando operadores que incluyen la selección, reproducción, cruce y mutación. (Carson & Maria, 1997)

(Koza, 1992) Un algoritmo genético es un algoritmo matemático que transforma un conjunto de individuos o población (colección de objetos matemáticos representando un individuo), cada uno de los cuales tiene asociado un valor de adaptación, en una nueva población (la siguiente generación) utilizando una serie de operadores basados en los principios darwinianos de supervivencia del más adaptado.

(Granada Echeverri, 2013) muestra el diagrama de flujo de un algoritmo genético básico. (Figura 8)



Fuente: Tomado de (Granada Echeverri, 2013)

Continuando con (Granada Echeverri, 2013) presenta que el conjunto de individuos sometidos al AG conforman una población o genoma, esta población es procesada por el AG durante un numero de iteraciones llamadas generaciones, hasta alcanzar

un criterio de parada o terminación. En cada generación los individuos se reproducen, sobreviven y desaparecen de la población bajo la acción de dos operadores de selección: la selección que determina cuantas veces un individuo será reproducido en una generación y la selección para determinar cuáles son los individuos que tienen que desaparecer de la población en cada generación para que sean remplazados por los nuevos. Donde para aplicar estos dos operadores de selección se requiere una medida de calidad de cada individuo, es decir una función de adaptabilidad

- **Función de adaptación**

(Fernandez, Luque, Gallego, Gonzalez, & Nuñez, 2002) La función de evaluación ha de medir la adaptación de cada uno de los individuos, es decir, la calidad de cada solución del problema, y depende fundamentalmente de la representación elegida, puesto que la única información que puede evaluar esta función va a ser la contenida en los genes según la representación utilizada. Cuando se utiliza un algoritmo genético para resolver un problema de optimización, la función de evaluación será la función a optimizar,  $f(x)$ , aunque dicha función puede ser modificada para penalizar de cierta forma la violación de restricciones.

(Granada Echeverri, 2013) La función objetivo es igual a la función de adaptabilidad, cuando se tiene un problema irrestricto o la codificación usada solo permite alternativas factibles. Pero cuando el problema presenta posibilidades infactibles, se hace necesario generar una medida de calidad de las alternativas de solución, la calidad está determinada por el grado de optimalidad y de factibilidad, donde la función de adaptación tiene como finalidad hacer un balance entre optimalidad y factibilidad. Una buena función de adaptación, asociada a una adecuada codificación del problema debe poder diferenciar entre todos los individuos de la población. Es decir, dos individuos genéticamente diferentes no deben tener el mismo valor de la función de adaptación. Así mismo una característica que debe tener esta función es que tiene que ser capaz de "castigar" a las malas soluciones, y de "premiar" a las buenas, de forma que sean estas últimas las que se propaguen con mayor rapidez. Por lo tanto para que el algoritmo pueda encontrar mejores



soluciones que las existentes en la población actual, es necesario modificar los individuos a través de la aplicación de operadores de variación u operadores de búsqueda local, los cuales se clasifican en dos categorías, operadores de mutación y operadores de cruzamiento.

- **Operadores de Selección**

(Fernandez et al., 2002) El operador de Selección es el encargado de transmitir y conservar aquellas características de las soluciones que se consideran valiosas a lo largo de las generaciones. El principal medio para que la información útil se transmita es que aquellos individuos mejor adaptados tengan más probabilidades de reproducirse. Sin embargo, es necesario también incluir un factor aleatorio que permita reproducirse a individuos que aunque no estén muy bien adaptados, puedan contener alguna información útil para posteriores generaciones, con el objeto de mantener así también una cierta diversidad en cada población. Fundamentalmente, pueden considerarse tres tipos de operadores de selección: selección por torneo, selección proporcional, selección por rango.

- Selección por Torneo: Reporta un coste computacional muy bajo debido a su sencillez. Se selecciona aleatoriamente un número  $t$  de individuos de la población menor que el tamaño de la población (normalmente  $t = 2$ , torneo binario) y se genera un número aleatorio entre 0 y 1. Si este número es menor que un cierto umbral  $K$  (usualmente 0,75), se selecciona para reproducirse al individuo con mejor adaptación, y si este número es mayor que  $K$ , se selecciona, por el contrario, al individuo con peor adaptación (Fernandez et al., 2002).
- Selección proporcional: (Rendon, Zuluaga, & Ocampo, 2008) en esta estrategia cada configuración tienen derecho a generar un número de descendientes que es proporcional al valor de su función de adaptación. Así se tiene la siguiente relación:

$$N_{di} = \frac{Z_i(x)}{Z_m(x)}$$

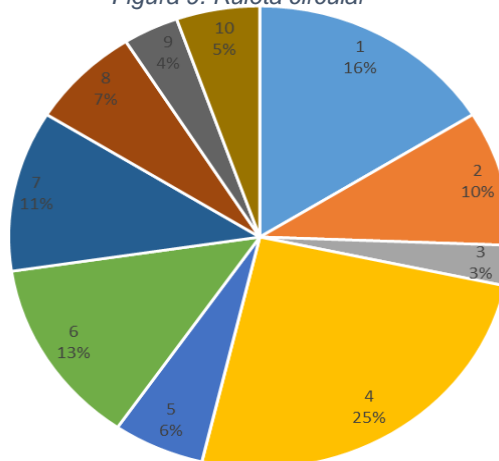
$$Zm(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Zi(x)$$

y por lo tanto

$$Ndi = n \frac{Zi}{\sum_{i=1}^n Zi(x)}$$

Donde  $Ndi$  es el número de descendientes de la configuración  $i$ ,  $Zi(x)$  es el valor de la función de adaptación,  $n$  es el número de configuraciones y  $Zm(x)$  es el valor medio de las funciones de adaptación de las  $n$  configuraciones de la población (Rendon, Zuluaga, & Ocampo, 2008). sin embargo (Granada Echeverri, 2013), el numero efectivo de descendientes debe estar dado en números enteros. Por lo tanto, se requiere de un mecanismo que integre toda la información y la convierta en números enteros. Esto se logra utilizando un procedimiento de muestreo estocástico, el cual constituye el eje central de la selección proporcional. Existen técnicas bastantes aplicadas como la selección ruleta, donde este método consisten en dividir una ruleta en  $n$  secciones ( $n = \text{número de individuos}$ ), cada una de las cuales tiene un tamaño proporcional a la función de adaptación de cada individuo (ver figura 9), por lo tanto, la ruleta es activada  $n$  veces y cada vez se selecciona el individuo que indica el puntero de la ruleta. Los individuos con mejor función de adaptación poseen secciones más grandes de la ruleta. Por tal razón, estos individuos tienen mayores probabilidades de ser seleccionados para la reproducción.

Figura 9. Ruleta circular



Fuente: elaboración propia.

- Selección por rango: (Granada Echeverri, 2013) en este método las soluciones son ordenadas de acuerdo a su función de adaptación, de forma que la peor tiene el rango 1 y la mejor el rango  $n$ . Para cada miembro de esta lista ordenada su función de adaptación será el rango obtenido. El paso final consiste en aplicar el operador de selección proporcional para seleccionar los  $n$  individuos con derecho a reproducirse.

(Granada Echeverri, 2013) los operadores de selección no tienen la capacidad de crear nuevas soluciones dentro de la población. Solamente pueden hacer copias de las buenas soluciones a expensas de las soluciones de menor calidad. La creación de nuevas soluciones es una tarea realizada por los operadores de variación. Estos operadores se agrupan dos categorías: operadores de recombinación o cruzamiento y operadores de mutación.

- **Operadores de cruzamiento:**

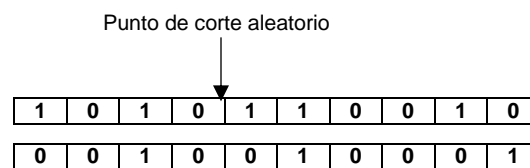
(Rendon et al., 2008) el operador de recombinación en algoritmos genéticos busca intercambiar partes de dos vectores para formar dos nuevos vectores donde uno de los vectores nuevos tiene parte de los elementos de los elementos de un vector y parte de los elementos de otro vector. Así, tienen sentido decir que dos vectores son cruzados para formar dos nuevos vectores. Es decir, el operador de recombinación consiste en elegir dos configuraciones seleccionadas y generar a partir de ellas dos nuevas configuraciones donde las nuevas configuraciones tienen partes de las configuraciones originales. Generalmente a las configuraciones seleccionadas se les denomina configuraciones padres y a las nuevas configuraciones se les denomina configuraciones hijos.

- Recombinación de punto simple: (Rendon et al., 2008) es la forma más simple de recombinación y consiste en elegir un único punto para realizar recombinación. Suponer que una configuración tiene  $k$  elementos o celdas binarias. Entonces, una vez seleccionadas las dos configuraciones para realizar recombinación, se debe generar un número aleatorio entre 1 y  $(1-k)$ , y ese número indica el punto de

recombinación. Según (Granada Echeverri, 2013) el cruzamiento de un punto consiste en escoger aleatoriamente una pareja de individuos y aplicarles los siguientes dos pasos (Holland, 1992):

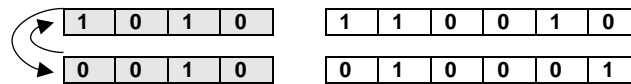
1. Escoger de forma aleatoria un mismo punto de corte para los individuos. (Figura 10).
2. Cortar las cadenas e intercambiar los dos fragmentos localizados a la izquierda. (Figura 11)

*Figura 10. Punto de Corte Aleatorio*



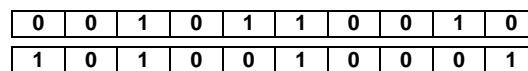
Fuente: Tomado de (Granada Echeverri, 2013)

*Figura 11. Corte e intercambio de fragmentos*



Fuente: Tomado de (Granada Echeverri, 2013)

*Figura 12. Recombinación de individuos*



Fuente: Tomado de (Granada Echeverri, 2013)

(Granada Echeverri, 2013) explica otros tipos de cruzamiento como el multi-punto y el uniforme, de la misma forma explica que cuando la codificación de un individuo representa una cadena de permutaciones o una secuencia, se aplica la recombinación en cadenas de secuencias, del mismo modo presenta que existen métodos más eficientes para obtener descendientes siempre factibles cuando se trata de permutaciones tales como el cruzamiento ordenado, cruzamiento cíclico, cruzamiento de recombinación de aristas, el operador de recombinación parcial (PMX) en el cual realiza mayor énfasis.

- **Operadores de mutación**

(Granada Echeverri, 2013) el operador de mutación tiene como objetivo alterar un individuo localmente, modificando aleatoriamente un alelo de un pseudo-cromosoma en un gen aleatorio para obtener una solución vecina de mejor calidad. Aunque no siempre la mutación genera un individuo mejor, si se realiza con una baja probabilidad deja de ser una operación aleatoria debido a que el proceso favorece la creación de pocas soluciones en el espacio de búsqueda (Deb, 2004).

(Gestal, Rivero, Rabuñal, Dorado, & Pazos, 2010) La mutación de un individuo provoca que alguno de sus genes, generalmente uno sólo, varíe su valor de forma aleatoria. Aunque se pueden seleccionar los individuos directamente de la población actual y mutarlos antes de introducirlos en la nueva población, la mutación se suele utilizar de manera conjunta con el operador de cruce. Primeramente se seleccionan dos individuos de la población para realizar el cruce. Si el cruce tiene éxito entonces uno de los descendientes, o ambos, se muta con cierta probabilidad  $P_m$ . Se imita de esta manera el comportamiento que se da en la naturaleza, pues cuando se genera la descendencia siempre se produce algún tipo de error, por lo general sin mayor trascendencia, en el paso de la carga genética de padres a hijos. La probabilidad de mutación es muy baja, generalmente menor a 1%. Esto se debe sobre todo a que los individuos suelen tener un ajuste menor después de mutados. Sin embargo se realizan mutaciones para garantizar que ningún punto del espacio de búsqueda tenga una probabilidad nula de ser examinado.

La mutación más usual es el reemplazo aleatorio. Este consiste en variar aleatoriamente un gen de un cromosoma. Si se trabaja con codificaciones binarias, consistirá en negar un bit. También es posible realizar la mutación intercambiando los valores de dos alelos del cromosoma. También existen implementaciones de Algoritmos Genéticos en las que no todos los individuos tienen los cromosomas de la misma longitud. Esto implica que no todos ellos codifican el mismo conjunto de variables. En este caso existen mutaciones adicionales como puede ser añadir un nuevo gen o eliminar uno ya existente.

- **Evaluación**

Para el correcto funcionamiento de un Algoritmo Genético se debe de poseer un método que indique si los individuos de la población representan o no buenas soluciones al problema planteado. Por lo tanto, para cada tipo de problema que se desee resolver deberá derivarse un nuevo método, al igual que ocurrirá con la propia codificación de los individuos. De esto se encarga la función de evaluación, que establece una medida numérica de la bondad de una solución. Esta medida recibe el nombre de ajuste. En la naturaleza el ajuste de un individuo puede considerarse como la probabilidad de que ese individuo sobreviva hasta la edad de reproducción y se reproduzca. Esta probabilidad deberá estar ponderada con el número de individuos de la población genética. En los Algoritmos Genéticos se emplea esta medición para controlar la aplicación de los operadores genéticos. Es decir, permitirá controlar el número de selecciones, cruces, copias y mutaciones llevadas a cabo (Gestal et al., 2010).

De acuerdo con (Koza, 1992) se pueden utilizar cuatro tipos de ajuste: 1. Fitness Puro, 2. Fitness estandarizado. 3. Fitness Ajustado y 4. Fitness normalizado.

#### **4.2.2. Algoritmos Evolutivos y la Simulación**

(Bäck & Schwefel, 1993), (Biethahn & Nissen, 1994), coinciden en que los algoritmos evolutivos son muy adecuados para los problemas de optimización simulación, ya que estos no requieren conocimientos previos sobre la topología de la superficie de respuesta que se busca, así mismo porque son adecuados para problemas con superficies de respuesta que son altamente dimensionales, multimodales, discontinuos, no diferenciables y estocásticos, e incluso para problemas con superficies de respuesta móviles y por ultimo porque son técnicas de búsqueda muy fiables y relativamente fáciles de usar.

(Tompkins & Azadivar, 1995) recomiendan usar algoritmos genéticos cuando el problema de optimización implica variables cualitativas, aplicando este a un modelo

de simulación de un sistema de manufactura, donde la metodología propuesta mostro resultados positivos. (Bowden, Neppalli, & Calvert, 1995),(Hall, Bowden, & Usher, 1996). Han Investigado el uso de algoritmos genéticos, la programación evolutiva y las estrategias evolucionarias para resolver problemas de optimización simulación en el área de manufactura analizando sistemas de colas y ordenes kanban respectivamente. Algunos ejemplos del uso de algoritmos evolutivos en modelos de simulación pueden verse en (Lacksonen, 2001) compararon una Algoritmo genético con otras tres técnicas de búsqueda directa como (Hooke-Jeeves, Nelder Mead simplex y recocido simulado) en cuatro problemas de simulación industrial, donde los modelos de simulación incluyen variables reales, enteras, no numéricas, restricciones determinísticas y estocásticas, donde clasificaron al algoritmo genético como el mejor.

Según (Boesel, Glover, Bowden, & Kelly, 2001) debe de recordarse, que las técnicas de optimización no dan garantías de que se localice la solución óptima en el menor tiempo posible para todos los posibles problemas que se pueden encontrar; más bien, es que las técnicas de optimización encuentran mejores soluciones para los problemas, a las soluciones que encuentran los analistas por sí mismos, donde las nuevas técnicas como los algoritmos evolucionarios y búsqueda dispersa cumplen con este requisito, ya que han demostrado robustez en su capacidad para resolver una amplia variedad de problemas, y su facilidad de uso los convierte en una opción práctica para la optimización simulación.

#### **4.2.3. Paquetes de software de optimización para simulación**

(Price & Harrell, 1999) describe que la perfecta integración de la optimización con los Software de simulación ha contribuido al éxito de la optimización simulación, así mismo explica los componentes del software Promodel y el uso del paquete optimizador. (Fu et al., 2000) explica que probablemente una de las interfaces más exitosas entre la investigación operativa y la informática ha sido el desarrollo de software de simulación de eventos discretos, donde la reciente integración de

técnicas de optimización en la práctica de la simulación, específicamente en software comerciales, se ha vuelto casi ubicua, ya que la mayoría de los paquetes de simulación de eventos discretos incluyen ahora alguna forma de rutina de "optimización".

La revista en línea de INFORMS, presenta una lista de los paquetes de software de simulación, disponible en <http://www.orms-today.org/surveys/Simulation/Simulation.html> La encuesta lista 43 paquetes de software de simulación, y 31 de ellos tienen algún tipo de rutina de optimización. Así mismo para más detalles sobre las rutinas de optimización específicas se pueden encontrar en (Law & Kelton, 1991) a continuación se presenta la tabla 3 la cual contiene una lista completa de los programas más comerciales en simulación, los proveedores correspondientes, los paquetes y técnicas de optimización que utilizan.

*Tabla 3. Software de Simulación y paquetes de Optimización.*

Software de Simulación	Vendedor	Paquete de optimización	Metodología de optimización
ProModel, MedModel, ServiceModel	ProModel Corp.	SimRunner	Algoritmo genético y estrategias evolucionarias
FlexSim, AnyLogic, Arena, Simula8, Simproces,	OptTek Systems Inc.	OptQuest	Búsqueda dispersa, búsqueda tabú, redes neuronales, programación entera
AutoMod	Applied Materials Inc.	AutoStat	Estrategias Evolucionarias
Witnnes	Lanner Group Inc.	Optimizer	Recocido simulado, búsqueda tabú.

*Fuente: Elaboración propia*

Para este trabajo se va utilizar el software ProModel para la simulación y el SimRunner para la optimización, por lo cual se profundiza en estos paquetes.

El diseño del módulo de optimización en SimRunner fue Influenciado por técnicas de búsqueda directa como búsqueda Tabú y Algoritmos evolutivos, aunque parece más a un algoritmo genético (SimRunner, 1996).

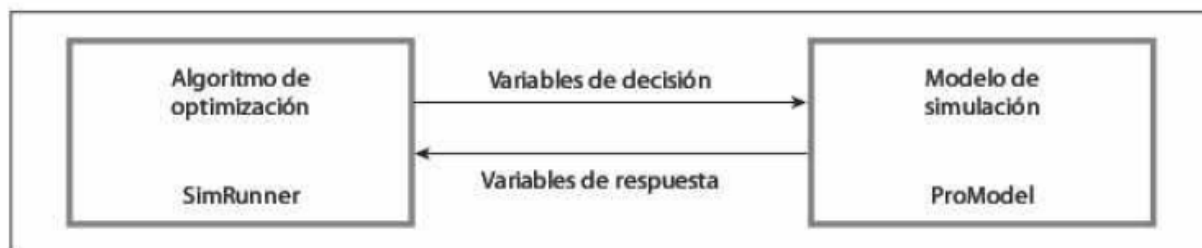
(Harrell, 2004) ProModel incorpora la herramienta SimRunner con el fin de facilitar el proceso de optimización donde este módulo permite optimizar variables de



decisión entera y real. SimRunner utiliza un algoritmo evolutivo basado en (Goldberg, 1989; Schwefel, 1981) y búsqueda Tabú (Glover, 1990). Técnicas que pertenecen a un conjunto de técnicas de optimización conocidas como "Técnicas de Búsqueda Directa", las cuales se han diseñado para encontrar los valores óptimos para las variables de decisión de un sistema con la finalidad de maximizar o minimizar las medidas de interés de dicho sistema.

En la figura 13 se puede visualizar la relación entre el ProModel y el SimRunner como un sistema cerrado con retroalimentación en el cual el modelo de simulación se ejecuta en ProModel con alguna de las combinaciones posibles de las variables de decisión, de esta ejecución se obtiene el resultado de la variable de salida, que sirve como información de entrada al algoritmo de optimización que reside en el SimRunner y que permite generar una nueva combinación de valores de las variables de decisión para ejecutar el modelo nuevamente e ir en forma iterativa en busca de la mejor combinación de valores.

*Figura 13. Relación entre Promodel y SimRunner*



*Fuente: tomado de (Dunna, Reyes, & Barrón, 2013)*

En (Akbay, 1996) se puede ver como los algoritmos evolutivos basado en SimRunner ayudaron a resolver algunos problemas por ejemplo, en IBM, Instalaciones de Sverdrup Inc, y Baystate Health Systems compañías que reportaron beneficios utilizando SimRunner como una herramienta de apoyo a la toma de decisiones, así mismo en el Grupo Lockheed Martin en 1996 utilizó SimRunner para ayudar a determinar el tamaño de lotes más eficiente para las piezas y cuando las piezas debían ser lanzadas al sistema para satisfacer los horarios.

#### **4.2.4. Aplicaciones de la optimización basada en simulación**

(Faccenda & Tenga, 1992) presentan un enfoque que incorpora los procesos operacionales de una planta de producción en el diseño de una instalación mediante la combinación de la simulación y el algoritmo genético. (Tompkins & Azadivar, 1995) propusieron un enfoque para vincular un algoritmo genético y generar un modelo de simulación orientado a objetos para encontrar el diseño óptimo de una planta, así mismo la función objetivo para este estudio fue el minimizar el producto en proceso (WIP), es decir la sumatoria del promedio de longitud de la cola entre todas las operaciones, donde la meta de la optimización es la minimización. En Akbay (1996) varias aplicaciones de optimización-simulación, en campos como la microelectrónica de montaje y administración del hospital se discuten. (Hall et al., 1996) utilizaron algoritmos evolutivos con un modelo de simulación de un sistema de manufactura para la optimización de un problema de ordenes Kanban (minimizar el número de ordenes kanban). (Fu & Hill, 1997) realizaron una investigación sobre el uso de la simulación para la optimización de sistemas de eventos discretos, donde se reportaron experimentos conducidos en un variedad de sistemas discretos, teoría de colas de un solo servidos, en redes de colas, y en redes de transito de bus. (De Angelis, Felici, & Impelluso, 2003) en este trabajo se abordó un importante problema de diseño y manejo en un centro de salud donde se proporciona un conjunto de servicios, requeridos por una o más categorías de usuarios en secuencias diferentes pero predeterminadas. Varios tipos de servidores e instalaciones se asignan a los diferentes servicios y están sujetos a restricciones presupuestarias, donde el número de servidores de cada tipo asignados a cada servicio afecta la eficiencia global del sistema y sus indicadores, como el tiempo total dedicado al sistema por las diversas categorías de usuarios. Se presenta una metodología que utiliza la simulación de sistemas, la estimación de la función objetivo y la optimización utilizando modelos como programación lineal, no lineal y redes neuronales. (Mishra, Bhatnagar, & Hemachandra, 2007) Consideran un modelo de tiempo de espera de tiempo discreto del sistema y consideran dos escenarios diferentes: uno donde los tiempos de servicio tienen una dependencia

del estado del sistema y el otro donde dependen del número de llegadas en un intervalo de tiempo, donde la función objetivo simulada aparece mal comportada con múltiples mínimos locales y un mínimo global único. (Amaran, Sahinidis, Sharda, & Bury, 2016) presenta una tabla de diferentes aplicaciones de la optimización simulación en diversas áreas (operaciones, manufactura, ingeniería, transporte y logística).

## **5. DISEÑO METODOLOGICO**

La presente investigación se desarrolla teniendo en cuenta un diseño metodológico para la simulación y otro para el proceso de optimización-simulación, donde cada uno se desarrolla por etapas.

### **5.1. Simulación**

En la actualidad existen diferentes modelos para representar los pasos de un proceso de simulación, entre los más conocidos se encuentran los pertenecientes a autores como (Sadowski, Pegden, & Shannon, 1995), (Law & Kelton, 1991) y finalmente el modelo de (Banks & Carson, 1996). Para esta investigación se tomó como base el modelo propuesto por los últimos autores, cabe resaltar que el modelo propuesto por estos autores consta de 11 etapas, para los propósitos de esta investigación son relevantes las siguientes etapas:

#### **Etapas I: Recolección y análisis de información.**

En esta etapa se consideran dos elementos, el primero tienen que ver con el diseño del modelo conceptual donde se pretende conocer el estado actual del sistema bajo estudio, así mismo en paralelo al diseño del modelo conceptual se realiza el registro de las variables cuantitativas de entrada necesarias para el modelo de simulación (patrón de llegadas, capacidad de atención, velocidad de atención, tiempos de espera etc.), el segundo elemento tiene que ver con los análisis estadísticos realizados a las variables de entrada para validar que la información recolectada es representativa de la población de estudio, para así continuar a determinar el ajuste de los datos a una distribución de probabilidad.

## **Etapas II: Modelamiento, calibración y validación del sistema**

En esta etapa se diseña el modelo de simulación haciendo uso de la información recolectada y analizada en la primera etapa, la cual contiene el modelo conceptual y los parámetros de entrada al modelo de simulación. Así mismo después de ejecutar la simulación se realiza el proceso de calibración y validación del mismo.

## **Etapas III: Análisis del modelo de simulación.**

En esta etapa consiste en analizar las salidas del modelo de simulación, así como determinar el número de réplicas necesarias.

### **5.2. Optimización basada en Simulación**

Después de realizar un modelo de simulación funcional (tanto operacional como estadístico), se da inicio al proceso de optimización. Donde el procedimiento general y las reglas para llevar a cabo un proyecto de optimización-simulación basado en algoritmos genéticos según (Harrell, 2004) se desarrolla en relación a las siguientes etapas:

#### **Etapas I: Identificar las variables de decisión**

En esta etapa se consideran dos elementos, el primer elemento consiste en determinar cuáles son las variables de decisión que afectan la salida del modelo de simulación, esto con el fin de programar primero estas en el modelo como variables cuyos valores pueden ser rápidamente cambiados por el algoritmo genético. El segundo elemento consiste en definir para cada variable de decisión su tipo de dato (real o entero), su límite inferior y límite superior en macros y así durante la búsqueda, el algoritmo genético generará soluciones variando los valores de las variables de decisión.

## **Etapla II. Construcción de la Función Objetivo**

Para esta etapa la función Objetivo se construye utilizando términos tomados del informe de salida generado al final de la simulación, donde los términos de la función objetivo pueden basarse en las medidas de rendimiento del sistema como el tiempo total de espera de los clientes.

## **Etapla III. Análisis del valor esperado de la función objetivo**

En esta etapa se deben estudiar las soluciones encontradas por el algoritmo, clasificando cada solución evaluada en base a su medida de utilidad, dando cumplimiento de las restricciones para así hacer repeticiones de modelos adicionales de dichas soluciones, con el fin de obtener mejores estimaciones de su verdadera utilidad.

## **Etapla IV. Resultados del estudio**

Para esta etapa se realiza una síntesis de las etapas anteriores, lo que permite generar los resultados, discusiones y conclusiones del objeto de estudio; además, se realizará la propuesta de recomendaciones para la institución prestadora de servicios de salud.

## **6. DESARROLLO DEL TRABAJO**

Para el desarrollo de la simulación y dando cumplimiento a las etapas del diseño metodológico de simulación, se procede en primera instancia a realizar la descripción detallada del sistema bajo estudio, presentar la información recolectada y su respectivo análisis, en segunda medida presentar el modelo de simulación realizado y por último el análisis preliminar del sistema bajo estudio.

### **6.1. Análisis de información de entrada**

#### **6.1.1. Descripción del sistema de atención**

La jornada laboral es de lunes a viernes de 7:00 am a 6:00 pm y según las estadísticas de la compañía se atienden en promedio 1200 clientes por día.

Con el propósito de tener un conocimiento completo del sistema, a continuación se describirá detalladamente el proceso de atención y los factores que componen cada una de las etapas del sistema bajo estudio. Cabe resaltar que la información presentada sobre operarios, calendarios, turnos etc. Fue proporcionada por la entidad prestadora del servicio.

#### **i. Entradas o llegadas de clientes al sistema.**

Las entradas que se dan en el sistema real presentan un patrón de llegada infinito, y así mismo se pudo evidenciar que el número de clientes que entran al sistema tienen un comportamiento de llegada incontrolable, para más detalle sobre estas características de entrada se puede consultar la Tabla 1 elaborada en el marco de teórico referente a la teoría de colas.

## ii. Cola o fila inicial

Seguido de la llegada del cliente al sistema, estos se dirigen a la fila inicial para así pasar a los servidores de entrega de turnos, en la tabla 4 se presentan los tiempos que los clientes esperan en la cola inicial, donde se tiene un promedio ( $\bar{x}$ ) de espera de 5.37 minutos y una desviación estándar (**s**) de dicha espera de 1.47 minutos, así mismo la capacidad máxima de dicha cola es de 30 personas.

Inicialmente se utilizó un muestro aleatorio simple para escoger los días en los que se tomaron los datos y un muestro aleatorio sistemático para determinar a qué clientes se les debía de tomar el tiempo de espera en la cola inicial.

- El muestreo aleatorio simple se realizó teniendo en consideración diez días laborales (2 semanas), iniciando el lunes y finalizando el viernes, para lo cual, se realizó el registro de las mediciones en cinco días laborales diferentes entre los diez días, esto cinco días fueron determinados con números pseudo-aleatorios entre uno y diez, donde, por cada día seleccionado se registraron seis mediciones.
- El muestro aleatorio sistemático consistió en elegir el primer cliente de la muestra al azar, teniendo en consideración el coeficiente de elevación (**Ce**), es decir, se calculó el coeficiente de elevación como el tamaño de la población (**N**) sobre el tamaño de la muestra (**n**), donde  $N=30$  dada la capacidad de la cola y  $n=6$  mediciones por día, para lo cual,  $Ce=5$ , después de tener el valor del (**Ce**) se generó un número pseudo-aleatorio entre (1 y 5) para cada día, lo que indica el primer cliente al cual se le tomara el tiempo, por ejemplo si el número pseudo-aleatorio es 3, este quiere decir que al tercer cliente de la fila se le toma el tiempo de espera en la cola, y después de este cliente los tiempos de espera de los clientes restantes de la muestra se registran sumando sucesivamente el coeficiente de elevación.



Tabla 4. Tiempos de espera en la cola inicial

Tiempo de atención en Segundos		
262	325	431
301	229	474
305	421	242
242	233	265
258	513	391
183	255	332
413	302	291
211	361	377
322	435	322
253	245	483

Fuente: Elaboración propia

### iii. Recepción de entrega de turnos

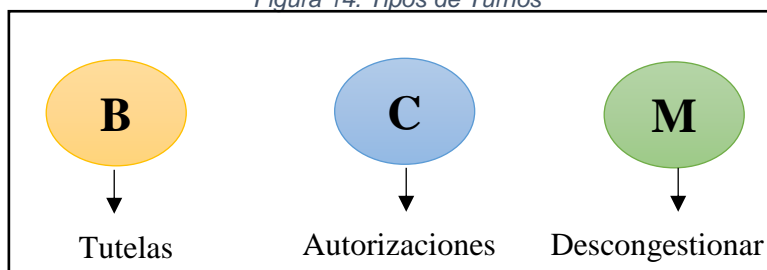
La entrega de turnos se da al pasar la cola inicial del sistema, en esta estación se reparten a los clientes diferentes tipos de turnos (ver figura 14) en dos estaciones de trabajo llamadas recepciones, estos turnos son entregados por el personal u operarios dispuestos para estas estaciones de trabajo (ver tabla 5).

Tabla 5. Operarios y calendarios de trabajo de las estaciones de recepción

<b>Total de operarios</b>	3	<b>Cantidad de Recepciones</b>	2
<b>Tipos de operarios</b>	<b>Calendarios o turnos de trabajo</b>		
Principal	7:00 am – 12:00 m y 2:00 pm – 6:00 pm		
Secundario	7:00 am – 2:00 pm		
Tarde	12:00 m – 6:00 pm		

Fuente: Elaboración propia

Figura 14. Tipos de Turnos



Fuente: Elaboración propia

**B:** El presente turno cumple la función, a través de un acto legal, de gestionar la entrega de órdenes de medicamentos o exámenes médicos que hayan tenido un cierto retraso o un rechazo por parte de la EPS.

**C:** Dicho turno tiene la función de generar autorizaciones en petición de exámenes médicos de gran rigurosidad y petición de medicamentos.

**M:** Este turno cumple la función precisamente como su nombre lo dice de descongestionar el sistema a través de la necesidad de cumplir con diferentes peticiones que los anteriores turnos no pueden cumplir, así mismo de apoyar los turnos B y C.

Seguido de esta actividad el cliente obtiene su turno y se dirige a la parte posterior del sistema, donde diferentes módulos resolverán de manera eficiente la petición de los clientes.

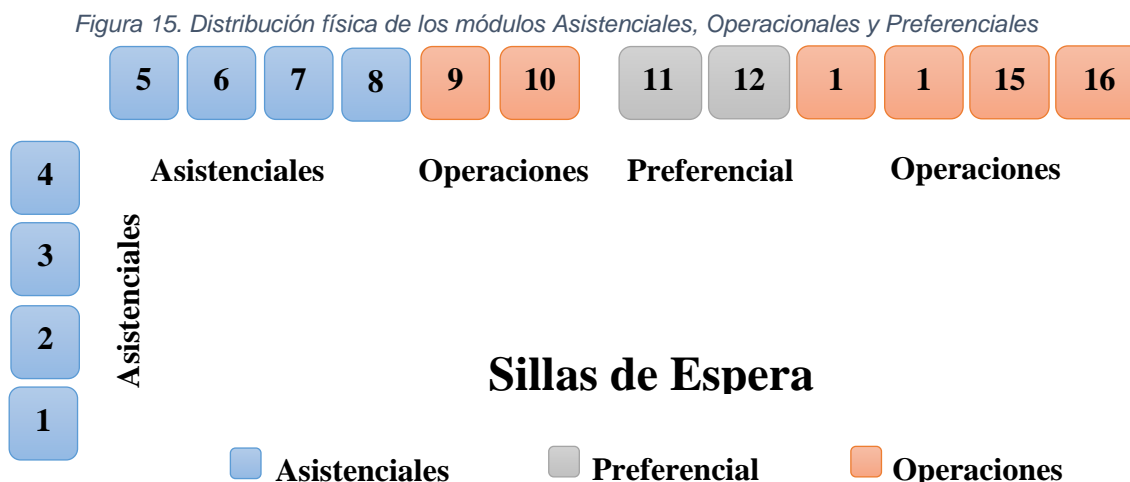
#### **iv. Atención módulos posteriores**

En esta etapa se da la ejecución de las actividades que dan solución a las peticiones y/o inquietudes de los usuarios, donde se tiene como fin la atención personalizada por parte de los funcionarios de la entidad, dado esto, en 16 servidores que operan según la tabla 6 y están distribuidos como se puede ver en la figura 15.

*Tabla 6. Operadores y calendarios de trabajo de los módulos posteriores*

<b>Total de operadores</b>	<b>16</b>	<b>Cantidad de servidores</b>	<b>16</b>
<b>Turnos de Trabajo</b>	<b>N° de operarios</b>	<b>Calendarios de trabajo</b>	
Turno 1	7	7:00 am – 11:00 am - 1:00 pm – 5:00 pm (8 hr),	
Turno 2	7	8:00 am – 12:00 m - 2:00 pm – 6:00 pm (8 hr),	
Turno 3	2	11:00 am – 2:00 pm – 3:00 pm – 6:00 pm (6 hr)	

*Fuente: Elaboración propia*



Fuente: Elaboración propia

**Asistenciales:** Allí se realizan actividades sin preferencia, las peticiones normales que puede realizar cualquier persona afiliada a la entidad, además de prestar un apoyo a los otros módulos (Preferencial y Operacionales).

**Preferencial:** En estos servidores se le presta atención a aquellas personas de la tercera edad, embarazadas, mujeres con hijos.

**Operacionales:** En los servidores de operaciones se brinda atención a las personas con necesidad de afiliaciones, traslados y retiros.

Después de la debida atención en el sistema, el cliente se retira de las instalaciones. Así, queda contextualizado y en completo conocimiento el proceso de atención, la forma en cómo se ejecutan las operaciones y todos los componentes que conforman este sistema.

### 6.1.2. Información de entrada al modelo de simulación.

Para tomar los datos de entrada al sistema se tuvieron en cuenta las siguientes variables:

- Cantidad de clientes que entran al sistema por intervalos de tiempo de 15 minutos.

- Tiempo de atención por parte de los servidores iniciales donde se hace la entrega de los turnos.
- Tiempo de atención en los módulos posteriores (Asistenciales, Operaciones y Preferencial)

A continuación, se evidencian los tiempos tomados en el sistema los cuales fueron registrados en una muestra de 30 datos para cada una de las variables a analizar en el sistema.

#### **6.1.2.1. Llegadas al sistema**

Según (Chase et al., 2009) en el estudio de colas es de vital importancia analizar el comportamiento de llegadas al sistema debido a que pueden provenir de una población finita o infinita, y de igual forma las llegadas a las líneas de espera se pueden analizar teniendo en cuenta la tasa de llegadas en un intervalo de tiempo o el tiempo que transcurre entre una llegada y otra.

En la toma de datos de la llegada de los clientes se tuvo en cuenta que al sistema entraban los clientes de forma grupal, lo cual complica registrar la información teniendo en cuenta el tiempo que transcurre entre una llegada y otra. Por lo tanto se procedió a tomar los datos teniendo en cuenta la cantidad de clientes que entraban al sistema en intervalos de quince minutos.

Inicialmente se realizó la toma de datos para la llegada de los clientes, donde en el desarrollo del proceso de registro de la información se identificó que el comportamiento de llegada de los clientes presentaba gran variabilidad respecto al tiempo, es decir, que la cantidad de clientes que entran al sistema depende del tiempo, así pues, fue necesario abarcar toda la jornada laboral y dividirla en intervalos de tiempo, entre los cuales se encontraran llegadas un poco más homogéneas.

De acuerdo con lo anterior, los intervalos de tiempo propuestos para el registro de las llegadas de los clientes quedan comprendidos entre las 7:00 am y 8:00 am,

igualmente entre las 8:00 am y 11:00 am, también entre las 11:00 am y la 1:30 pm, y finalmente entre las 1:30 pm y las 6:00 pm. Cabe resaltar que cada medición está tomada en periodos de 15 minutos (Cantidad de llegadas/ unidad de tiempo).

A continuación se explica la dinámica para la toma de los datos y el registro de los mismos. Inicialmente se tomó en consideración que la empresa trabaja de lunes a viernes.

- Las mediciones entre las 7:00 am y 8:00 am (tabla 7) se dividieron en cuatro intervalos de 15 minutos y se realizó el registro de las 30 mediciones en 8 días diferentes, tomado cuatro mediciones por día y para el ultimo día dos mediciones.
- Las mediciones entre las 11:00 am y 01:30 pm (tabla 8) se dividieron en diez intervalos de 15 minutos y se realizó el registro de las 30 mediciones en 8 días diferentes. Para el registro de las mediciones se generaron para cada día cuatro números pseudo-aleatorios entre uno y diez, y para el último día se generaron dos números pseudo-aleatorios. Por lo tanto si el número pseudo-aleatorio es uno quiere decir que se registra la cantidad de entradas en el intervalo de (11:00 am – 11:15 am), si el número pseudo-aleatorio es dos se registra la cantidad de entradas en el intervalo (11:15 am – 11:30 am) y así sucesivamente para cada día.
- Las mediciones entre las 8:00 am y 11:00 pm se dividieron en doce (12) intervalos de 15 minutos y las mediciones entre la 01:30 pm y las 6:00 pm se dividieron en dieciocho (18) intervalos de 15 minutos (tabla 9). En estas mediciones se tomaron en consideración diez días laborales (2 semanas), iniciando el lunes y finalizando el viernes, donde se realizó el registro de las mediciones en cinco días laborales diferentes entre los diez días, esto cinco días fueron determinados con números psuedo-aleatorios entre uno y diez. Por cada día seleccionado se registraron tres mediciones en la mañana y tres mediciones en la tarde, estas mediciones se registraron teniendo en

cuenta números pseudo-aleatorios para cada día entre (1 y 12) para la mañana y (1 y 18) para la tarde. Por ejemplo en el primer caso para seleccionar los cinco días entre los diez, si el número pseudo-aleatorio es uno quiere decir que se toman datos el día lunes de la primer semana, si el aleatorio es 7 se toman datos el días martes de la segunda semana, para el segundo caso si el número pseudo-aleatorio de la mañana es uno quiere decir que se registra la cantidad de entradas en el intervalo de (08:00 am – 08:15 am), si el número pseudo-aleatorio es dos se registra la cantidad de entradas en el intervalo (08:15 am – 08:30 am) y para el último caso si el número pseudo-aleatorio de la tarde es uno quiere decir que se registra la cantidad de entradas en el intervalo de (01:30 pm – 01:45 pm), si el número pseudo-aleatorio es dos se registra la cantidad de entradas en el intervalo (01:45 pm – 02:00 pm) y así sucesivamente para cada día seleccionado.

A continuación se presentan las tablas con el registro de llegadas para cada uno de los intervalos propuestos, por ejemplo en el primer registro de la tabla 6 se evidencia que entraron 23 clientes en 15 minutos, para el segundo registro 21 clientes en otros 15 minutos y así sucesivamente para todos los registros de llegadas en los intervalos de tiempo propuestos

*Tabla 7. Llegadas al sistema  
7:00 am – 8:00 am*

<b>Llegadas al Sistema: 7:00 am – 8:00am</b>		
23	25	26
21	22	29
28	16	24
26	18	17
22	15	19
17	24	28
27	19	22
19	27	21
23	21	24
30	24	21

*Fuente: Elaboración propia*

*Tabla 8. Llegadas al sistema  
11:00 am – 1:30 pm*

<b>Llegadas al Sistema: 11:00 am – 1:30 pm</b>		
11	12	13
10	10	14
13	8	11
12	9	8
11	7	9
8	12	14
13	9	11
9	13	10
11	10	12
14	11	10

*Fuente: Elaboración propia*

*Tabla 9. Llegadas al sistema  
8:00 am – 11:00 am y 1:30 pm  
- 6:00 pm*

<b>Llegadas al Sistema: 8:00 am – 11:00 pm 1:30 pm – 6:00pm</b>		
51	54	57
48	48	63
63	36	51
57	39	36
48	33	42
39	54	63
60	42	48
42	60	45
51	48	54
66	54	45

*Fuente: Elaboración propia*

### 6.1.2.2. Tiempo de atención de recepción de entrega de turnos

Tabla 10. Tiempos de atención de servidores de entrega de turnos

Tiempo de atención en Segundos		
114	15	24
14	28	45
24	31	38
31	42	75
54	31	29
45	12	58
23	31	22
29	38	31
61	92	70
38	40	40

Fuente: Elaboración propia

### 6.1.2.3. Tiempo de atención módulos posteriores

Después de la petición de los turnos, los clientes deben pasar al sistema posterior para que allí sean atendidos en dichos módulos, donde se tiene como principal objetivo la atención en cuanto a la solicitud de prestaciones económicas, afiliaciones y autorizaciones para exámenes médicos, cabe resaltar que en cada uno de estos módulos se realizan diferentes actividades como se explicó anteriormente. Por lo tanto, la toma de los tiempos en la ejecución de dichas actividades en los módulos se tomó de forma independiente.

Tabla 11. Tiempo de atención  
módulos asistenciales

Tiempos de Atención Asistenciales: Segundos		
608	434	455
194	579	551
101	236	92
134	412	514
329	754	297
273	160	542
402	192	139
502	523	423
182	328	648
457	246	255

Fuente: Elaboración propia

Tabla 12. Tiempos de atención  
módulos preferenciales

Tiempos de Atención Preferencial: Segundos		
479	303	260
167	125	129
161	107	186
428	202	497
139	176	204
62	109	132
410	431	96
191	156	238
158	117	132
200	182	186

Fuente: Elaboración propia

Tabla 13. Tiempos de atención  
módulos operacionales

Tiempos de Atención Operaciones: Segundos		
1669	914	829
114	493	166
137	1196	530
243	182	751
786	624	721
400	107	428
376	509	414
115	673	1105
415	588	282
106	903	611

Fuente: Elaboración propia

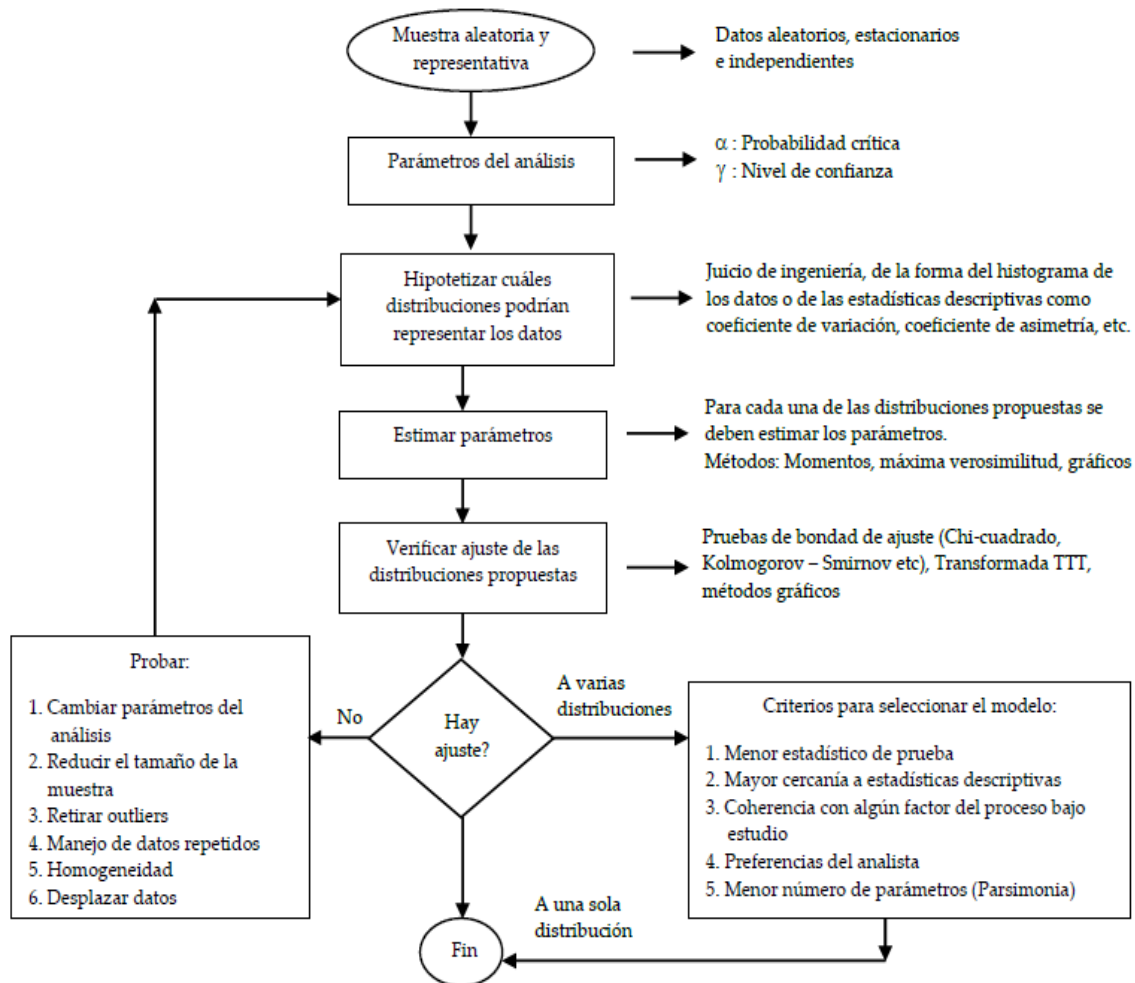
### 6.1.1. Ajuste de datos a un modelo de distribución

Con el fin de analizar el ajuste de los datos presentados anteriormente desde la tabla 6 hasta la 12 a un modelo de distribución se tomó en cuenta el procedimiento general de análisis de datos de entrada propuesto por (Zapata, 2015) para variables aleatorias (discretas y continuas).

A continuación se presenta de forma gráfica el procedimiento general nombrado anteriormente (ver figura 16).



Figura 16. Procedimiento general de ajuste de datos a un modelo de probabilidad



Fuente: tomado de (Zapata, 2015)

Teniendo en cuenta el procedimiento general propuesto en la figura 15, principalmente se deben analizar las muestras presentadas en la tabla 6 hasta la tabla 12, donde este análisis busca determinar si las muestras son (aleatorias e independientes), por lo tanto para esto se procedió a realizar las pruebas propuestas por (Zapata, 2015):

**Prueba de Aleatoriedad (Run Test):** Las pruebas de aleatoriedad consisten en establecer si el fenómeno bajo estudio es aleatorio, o si por el contrario existe un patrón que se repite con frecuencia. A continuación se describe el procedimiento general (Zapata, 2015):

1. Definir la probabilidad crítica  $\alpha$  o el nivel de confianza ( $y = 1 - \alpha$ ) del análisis
2. Calcular la mediana de los datos
3. Calcular:  
 $n_1$ : Cantidad de datos menores o iguales a la mediana de la muestra  
 $n_2$ : Cantidad de datos mayores a la mediana de la muestra  
 $U$ : Sucesión de datos continuos menores o mayores a la mediana de la muestra
4. Calcular el valor esperado y desviación estándar del estadístico de prueba:

$$\mu_u = \frac{2n_1n_2}{n_1 + n_2} + 1 \quad \sigma_u = \sqrt{\frac{2n_1n_2(2n_1n_2 - n_1 - n_2)}{(n_1 + n_2)^2(n_1 + n_2 - 1)}}$$

5. Calcular el estadístico de prueba  $Z_u$ :

$$Z_u = \frac{U - \mu_u}{\sigma_u}$$

6. Prueba de hipótesis:

Hipótesis nula  $H_0$ : Los datos son aleatorios

Hipótesis alternativa  $H_1$ : Existe un patrón en los datos que se repite con frecuencia

7. Criterio de decisión: Se acepta la hipótesis nula si  $-Z_{\alpha/2} < Z_u < +Z_{\alpha/2}$

Las pruebas de aleatoriedad para las llegadas y para los tiempos de servicio por parte de los operadores se pueden encontrar en el anexo 1. Cabe resaltar que las pruebas para todos los datos analizados presentaron que el estadístico de prueba  $Z_u$  se encuentra entre  $-1.96 < Z_u < +1.96$ , por lo tanto se puede decir que las muestras tomadas son aleatorias, ya que no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula.

**Prueba de Independencia (Scatter Plot):** Esta prueba es utilizada para establecer si las mediciones realizadas del fenómeno bajo estudio son independiente entre sí o si las mediciones se encuentran relacionadas o son dependientes entre sí. Es decir, con esta prueba se busca corroborar que no existe correlación entre las mediciones registradas, e incluso garantizar que no exista un sesgo o tendencia entre cada uno de los datos.

El procedimiento para realizar el diagrama de dispersión según (Zapata, 2015):

Si se tiene una muestra de  $n$  datos  $x_1, x_2, \dots, x_n$  no negativos y ordenados cronológicamente, el diagrama de dispersión es una gráfica de las parejas  $(x_i, x_{i+1})$  para  $i = 1, 2, \dots, (n - 1)$ .

- Si los datos son independientes los puntos están dispersos en el primer cuadrante del plano  $(x_i, x_{i+1})$
- Si los datos están correlacionados positivamente, los puntos tienen a formar una línea con pendiente positiva en el primer cuadrante del plano  $(x_i, x_{i+1})$
- Si los datos están correlacionados negativamente, los puntos tienen a formar una línea con pendiente negativa en el primer cuadrante del plano  $(x_i, x_{i+1})$

Estas pruebas se realizaron en el módulo estadístico (StatFit) del software ProModel y se pueden encontrar en el anexo 1 de este trabajo, donde se evidencia que las mediciones evaluadas para la cantidad de llegadas en los 3 intervalos de tiempo propuestos, los tiempos de recepción de entrega de turnos y los tiempos de atención de los módulos posteriores son aleatorias e independientes. Por lo tanto y continuado con la metodología propuesta en la figura 16 se procede a determinar el ajuste de los datos a una distribución.

#### **6.1.1.1. Determinación del tipo de distribución de los datos**

(Zapata, 2015) Varias distribuciones teóricas de probabilidad pueden servir para representar los datos. La deducción de cuáles pueden servir proviene del conocimiento de la forma de diversas distribuciones de probabilidad.

El interés radica en realizar la estimación de los parámetros que definen las distribuciones propuestas para lo cual se puede utilizar el método de la máxima verosimilitud, así mismo el interés se presenta en verificar el ajuste a la distribución propuesta, donde esta verificación se puede hacer mediante métodos como las pruebas de bondad y ajuste: Chi-cuadrado y Kolmogorov-Smirnov

Siguiendo la metodología de (Zapata, 2015) se determina que los parámetros de análisis para determinar el ajuste de los datos a una distribución de probabilidad, son nivel de confianza ( $\beta=95\%$ ) y un nivel de significancia ( $\alpha=5\%$ ). En segunda instancia se realiza la hipótesis de cuales distribuciones pueden representar los datos, para esto y teniendo en cuenta la revisión teórica se plantea la hipótesis para las llegadas y los tiempos de atención. Donde la hipótesis que representa las llegadas pretende confirmar si las llegadas de los clientes al sistema se ajustan a una distribución de probabilidad poisson ( $\mu$ ) y para los tiempos de servidores se pretende validar que los tiempos de atención presentan un ajuste a una distribución exponencial ( $\lambda$ ). Estas hipótesis se estructuran formalmente en las pruebas de bondad y ajuste.

#### **6.1.1.1.1. Estimación de parámetros – Método de Máxima Verosimilitud**

Los estimadores de máxima verosimilitud, permiten definir realmente una familia de distribuciones que podrían servir para representar los datos.

Según (Zapata, 2015) en este método se considera que los datos  $x_1, x_2, \dots, x_n$  representan a las variables aleatorias  $X_1, X_2, \dots, X_n$  las cuales son una secuencia IID. La función de distribución de probabilidad de cada una de estas variables aleatorias es  $f_x(x, \theta)$ .

La función de densidad de probabilidad conjunta de la secuencia de  $n$  variables aleatorias IID es  $L$ , que se denomina “función de verosimilitud de la muestra”

$$L(x, \theta) = \prod_{i=1}^n f_{x_i}(x, \theta)$$

Se debe determinar el valor óptimo del parámetro estimado que maximiza la función de verosimilitud calculando:

$$\frac{dL(x, \theta)}{d\theta} = 0 \quad \text{y} \quad \frac{d^2L(x, \theta)}{d\theta^2} < 0$$

Tomando en cuenta el hecho de que el valor que maximiza la función de verosimilitud también maximiza su logaritmo, se puede aplicar:

$$\frac{dLN[L(x, \theta)]}{d\theta} = 0 \text{ y } \frac{d^2LN[L(x, \theta)]}{d\theta^2} < 0$$

Si la distribución de probabilidad tiene  $k$  parámetros, entonces la función de verosimilitud es:

$$L(x, \theta_1, \dots, \theta_k) = \prod_{i=1}^n f_{x_i}(x, \theta_1, \dots, \theta_k)$$

Y el valor de los parámetros estimados óptimos se obtiene calculando

$$\frac{\partial L(x, \theta_1, \dots, \theta_k)}{\partial \theta_i} = 0 \text{ para } i = 1, 2, \dots, k$$

Para el caso de distribuciones discretas, el método se aplica de la misma forma pero utilizando la función de probabilidad de masa.

Por ejemplo como muestra (Zapata, 2015) Para una muestra de datos de tamaño  $n$  se cree que la distribución de la secuencia IID es exponencial, por lo tanto el estimador del parámetro por el método de máxima verosimilitud es:

$$L(x, \theta) = \prod_{i=1}^n \theta e^{-\theta x_i} = \theta^n e^{-\theta(x_1 + x_2 + \dots + x_n)} = \theta^n e^{-\theta \sum_{i=1}^n x_i}$$

Como  $\sum_{i=1}^n x_i = \bar{x}n$ , entonces,  $L(x, \theta) = \theta^n e^{-\theta \bar{x}n}$

$$\frac{dL(x, \theta)}{d\theta} = \frac{n}{\theta} - n\bar{x} = 0 \rightarrow \theta^* = 1/\bar{x} = \hat{\theta}$$

Así mismo (Zapata, 2015) indica que (Papoulis Athanasios, 1991) presenta los estimadores de máxima verosimilitud para varias distribuciones; sin embargo, los paquetes comerciales de estadística tienen implementado estos procedimientos, por lo cual, no es necesario estar realizando este tipo de demostraciones cada que

se va a resolver un problema. Para este caso se utiliza el paquete estadístico del software Promodel llamado StatFIT para realizar las estimaciones de máxima verosimilitud.

#### **6.1.1.1.2.Verificación del ajuste de las distribuciones propuestas. Pruebas de bondad y ajuste.**

La distribución de probabilidad de los datos se va a realizar utilizando las pruebas Chi-cuadrado, Kolmogorov-Smirnov.

- **Prueba Chi-Cuadrado**

Según (Dunna et al., 2013) es una prueba de hipótesis a partir de los datos, basada en el cálculo del estadístico de prueba, que se compara con el valor crítico, el cual se obtiene de tablas estadísticas. El procedimiento general de la prueba es:

1. Tener por lo menos 30 datos de la variable aleatoria a analizar
2. Calcular la media y la varianza de los datos
3. Crear un histograma de  $m = \sqrt{n}$  intervalos, y conseguir la frecuencia observada en cada intervalo  $O_i$
4. Establecer la hipótesis nula, proponiendo una distribución de probabilidad que se ajuste a la forma del histograma
5. Calcular la frecuencia esperada,  $E_i$ , a partir de la función de probabilidad propuesta
6. Calcular el estadístico de prueba

$$X^2 = \sum_{i=1}^m \frac{(E_i - O_i)^2}{E_i}$$

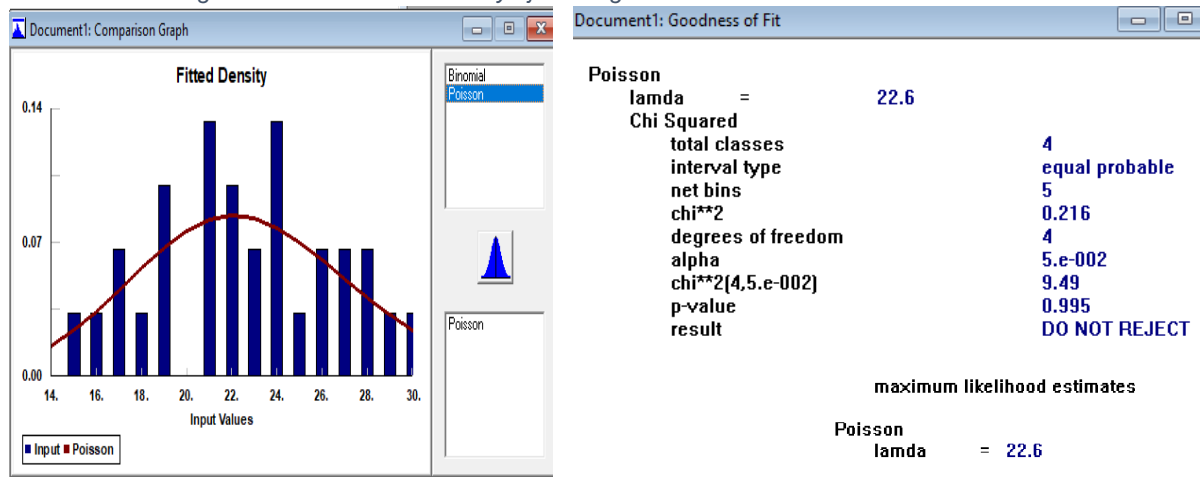
7. Definir el nivel de significancia de la prueba,  $\alpha$ , y determinar el valor crítico de la prueba,  $X^2_{\alpha, m-1}$ .
8. Comparar el estadístico de prueba con el valor crítico. Si el estadístico de prueba es menor que valor critico no se puede rechazar la hipótesis nula, así mismo se pude determinar que si el Valor\_P >  $\alpha$  no se puede rechazar la hipótesis nula.

### Llegadas al Sistema: 7:00 am – 8:00am (ver tabla 7)

Ho: la distribución Poisson con parámetro ( $\lambda=22.6$ ) clientes/cuarto de hora si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 17. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 7:00 am – 8:00 am



Fuentes: salidas StatFit de ProModel

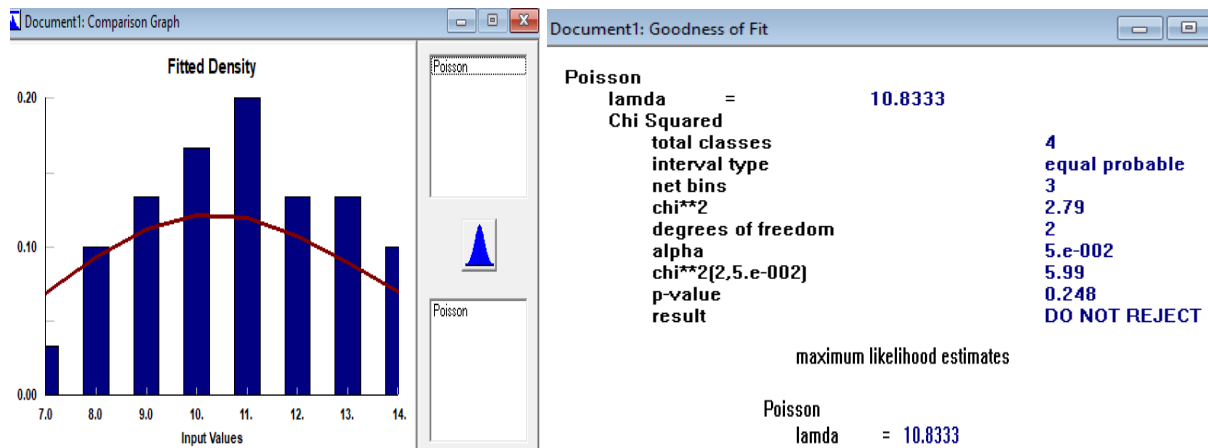
En la figura 17 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $X^2 = 0.216$  y el valor crítico  $X^2_{\alpha, m-1} = 9.49$  por lo tanto como  $X^2 < X^2_{\alpha, m-1}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución de Poisson, con una media de 22.6 clientes/cuarto de hora.

### Llegadas al Sistema: 11:00 am – 1:30 pm (ver tabla 8)

Ho: la distribución Poisson con parámetro ( $\lambda=10.8$ ) clientes/cuarto de hora si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 18. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 11:00 am – 01:30 pm



Fuentes: salidas StatFit de ProModel

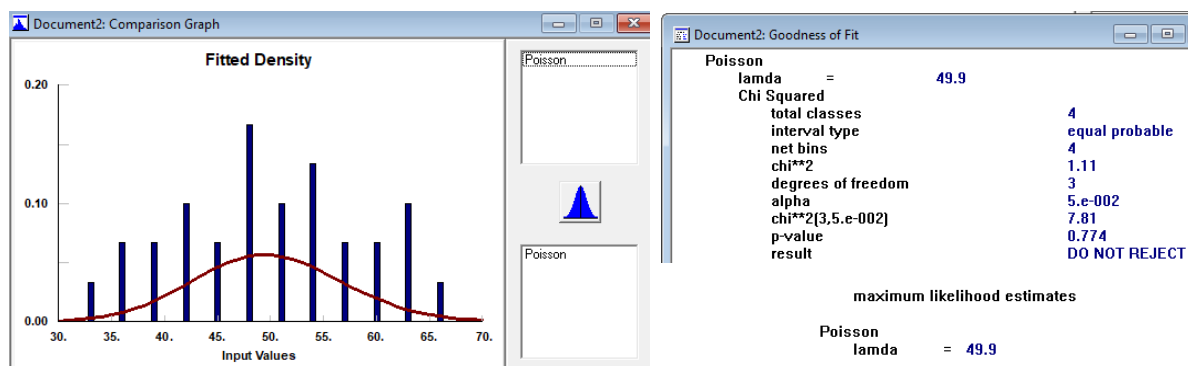
En la figura 18 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $X^2 = 2.79$  y el valor crítico  $X^2_{\alpha, m-1} = 5.99$  por lo tanto como  $X^2 < X^2_{\alpha, m-1}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución de Poisson, con una media de 10.8 clientes/cuarto de hora.

### Llegadas al Sistema: 8:00 am – 11:00 pm y 1:30 pm – 6:00pm (ver tabla 9)

Ho: la distribución Poisson con parámetro ( $\lambda=49.9$ ) clientes/cuarto de hora si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 19. Prueba de bondad y ajuste llegadas al sistema 8:00 am-11:00 pm y 1:30 pm- 6:00 pm



Fuentes: salidas StatFit de ProModel



En la figura 19 se pudo evidenciar que el estadístico de prueba  $X^2 = 1.11$  y el valor crítico  $X^2_{\alpha, m-1} = 7.81$  por lo tanto como  $X^2 < X^2_{\alpha, m-1}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución de Poisson, con una media de 49.9 clientes/cuarto de hora.

- **Prueba Kolmogorov-Smirnov**

Según (Zapata, 2015) esta prueba realiza comparaciones entre las desviaciones absolutas de los datos organizados de menor a mayor y la función de distribución de probabilidad propuesta para representar los datos. Así mismo indica que esta prueba es más eficiente para muestras pequeñas que la prueba Chi-cuadrado, pero solo sirve para distribuciones continuas. A continuación se muestra el procedimiento general propuesto por (Dunna et al., 2013).

1. Tener por lo menos 30 datos de la variable aleatoria a analizar
2. Calcular la media y la varianza de los datos
3. Crear un histograma de  $m = \sqrt{n}$  intervalos, y conseguir la frecuencia observada en cada intervalo  $O_i$
4. Calcular la probabilidad observada en cada intervalo  $PO_i = O_i/n$ , dividir la frecuencia observada  $O_i$  entre el número total de datos  $n$
5. Acumular las probabilidades  $PO_i$  para obtener la probabilidad observada hasta el  $i$  – ésimo Intervalo  $PAO_i$ .
6. Establecer la hipótesis nula, proponiendo una distribución de probabilidad que se ajuste a la forma del histograma
7. Calcular la probabilidad esperada acumulada para cada intervalo  $PEA_i$ , a partir de la función de probabilidad propuesta
8. Calcular el estadístico de prueba  

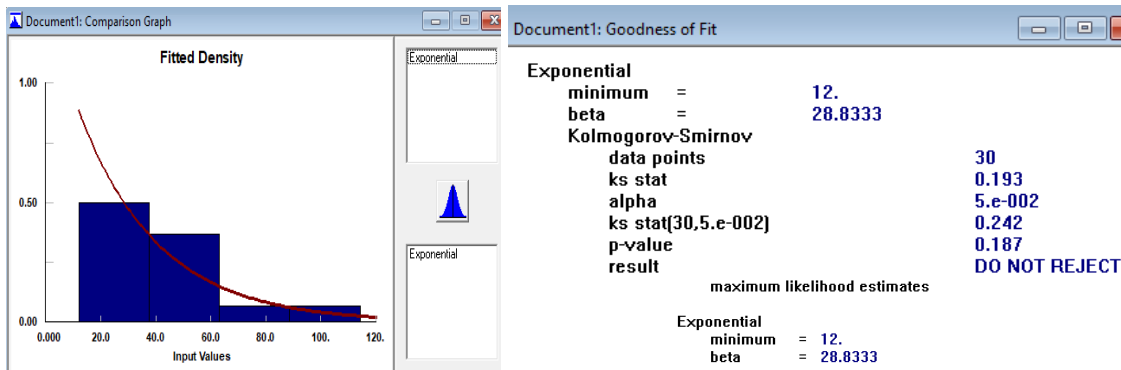
$$C = \max |PAE_i - POA_i| \quad i = 1, 2, 3, \dots, k, \dots, m$$
9. Definir el nivel de significancia de la prueba,  $\alpha$ , y determinar el valor crítico de la prueba,  $D_{\alpha, n}$  (mediante la tabla de valores críticos de la prueba Kolmogorov – Smirnov)
9. Comparar el estadístico de prueba con el valor crítico. Si el estadístico de prueba es menor que valor crítico no se puede rechazar la hipótesis nula, así mismo se puede determinar que si el Valor\_P >  $\alpha$  no se puede rechazar la hipótesis nula.

### Tiempo de atención de recepción de entrega de turnos (Ver tabla 10)

Ho: la distribución exponencial con parámetro ( $\beta=28.83$ ) segundos/cliente si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 20. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo de Recepción.



Fuentes: salidas StatFit de ProModel

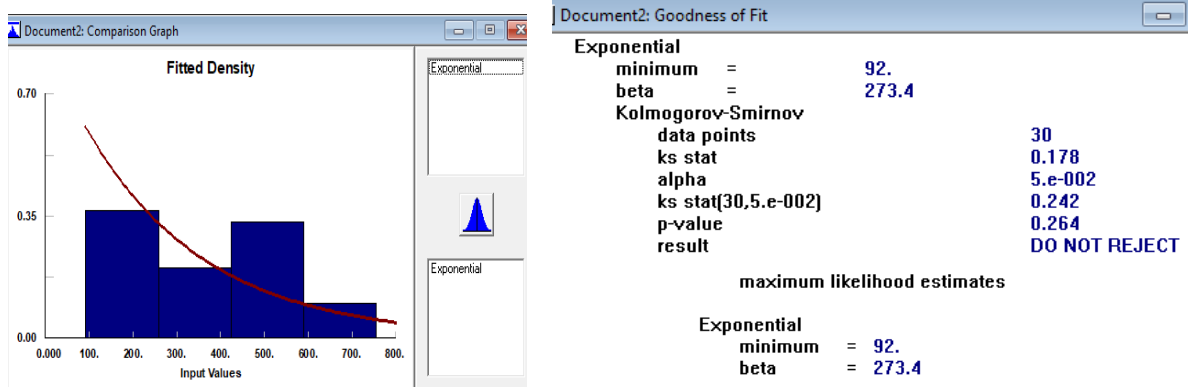
En la figura 20 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $C = 0.193$  y el valor crítico  $D_{\alpha,n} = 0.242$  por lo tanto como  $C < D_{\alpha,n}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución exponencial, con una media de atención de 28.83 segundos por cliente.

### Tiempo de atención módulos Asistenciales (Ver tabla 11)

Ho: la distribución exponencial con parámetro ( $\beta = 273.4$ ) segundos/cliente si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 21. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo de Asistencias



Fuentes: salidas StatFit de Promodel

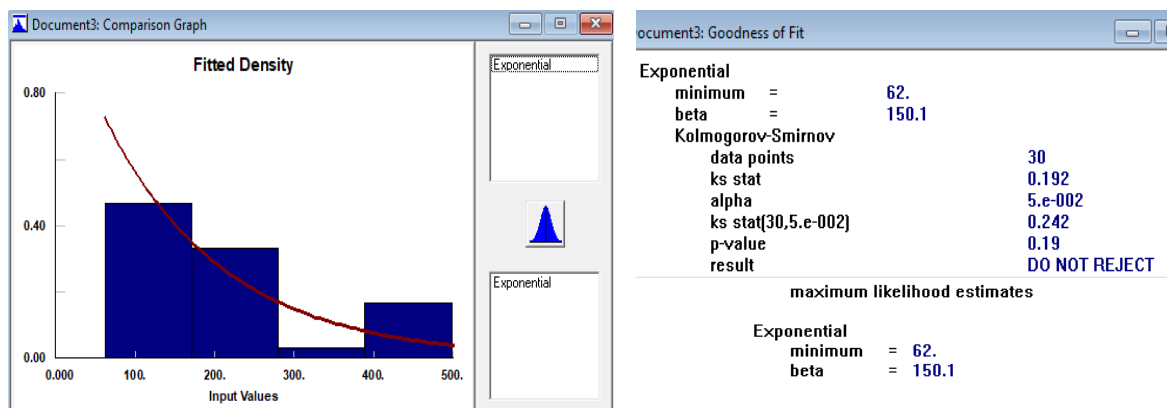
En la figura 21 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $C = 0.178$  y el valor crítico  $D_{\alpha,n} = 0.242$  por lo tanto como  $C < D_{\alpha,n}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución exponencial, con una media de atención de 273.4 segundos por cliente

### Tiempo de atención módulos preferenciales (Ver tabla 12)

Ho: la distribución exponencial con parámetro ( $\beta = 150.1$ ) segundos/cliente si representa los datos con un 95% de confianza

H1: La distribución propuesta no representa los datos

Figura 22. Pruebas de bondad y ajuste Tiempo Preferenciales



Fuentes: salidas StatFit de Promodel

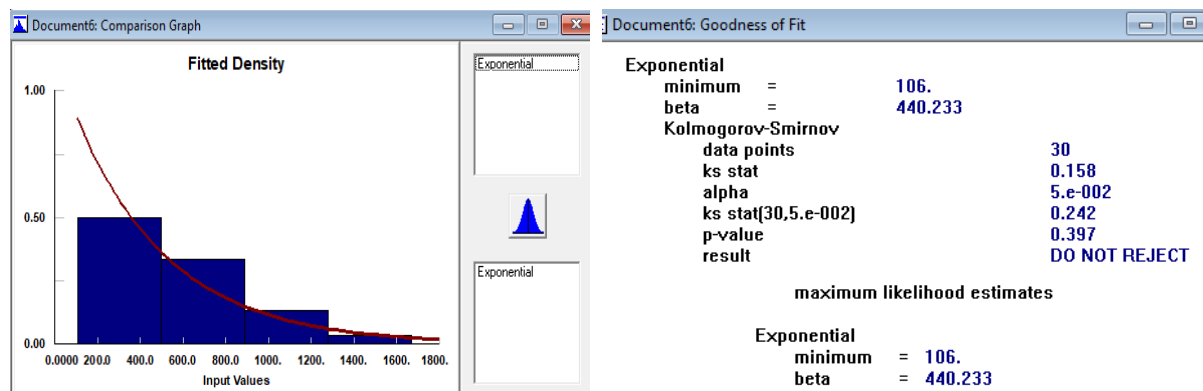
En la figura 22 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $C = 0.192$  y el valor crítico  $D_{\alpha,n} = 0.242$  por lo tanto como  $C < D_{\alpha,n}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución exponencial, con una media de atención de 150.1 segundos por cliente

### Tiempo de atención módulos Operacionales (Ver tabla 13)

$H_0$ : la distribución exponencial con parámetro ( $\beta = 440.23$ ) segundos/cliente si representa los datos con un 95% de confianza

$H_1$ : La distribución propuesta no representa los datos

Figura 23. Pruebas de bondad y ajuste Tiempos Operacionales



Fuentes: salidas StatFit de Promodel

En la figura 23 se puede evidenciar que el estadístico de prueba  $C = 0.158$  y el valor crítico  $D_{\alpha,n} = 0.242$  por lo tanto como  $C < D_{\alpha,n}$ , indica que no podemos rechazar la hipótesis de que la variable aleatoria se comporta de acuerdo con una distribución exponencial, con una media de atención de 440.23 segundos por cliente.

En la tabla 14 se presenta un resumen con las distribuciones a las cuales se ajustan los datos analizados, así como los parámetros de cada una de estas y el valor\_P, el cual al ser mayor que el nivel de significancia del 5% permite validar el ajuste de los datos.

*Tabla 14. Ajuste llegadas de clientes y tiempos de servicio en segundos.*

Actividad	Distribución	Parámetros		n	Valor P
		$\lambda$	$\beta$		
Llegadas 7:00 am - 8:00 am	Poisson	22.6		30	0.995
Llegadas 8:00 am - 11:00 am 1:30 pm - 6:00 pm	Poisson	49.9		30	0.774
Llegadas 11:00 am - 1:30 pm	Poisson	10.83		30	0.248
Recepción entrega de turnos	Exponencial		28.83	30	0.187
Tiempo módulos Asistenciales	Exponencial		273.4	30	0.264
Tiempo módulos Preferenciales	Exponencial		150.1	30	0.19
Tiempo módulos Operaciones	Exponencial		440.23	30	0.397

*Fuente: elaboración propia*

## 6.2. Diseño del Modelo de Simulación Discreta

### 6.2.1. Elementos Técnicos de Promodel

El modelamiento del sistema, con la ayuda del software Promodel, se puede realizar teniendo en cuenta algunos elementos, los cuales pueden observarse en la tabla 15.

*Tabla 15. Descripción de elementos técnicos de Promodel*

Elemento	Descripción
Entidad (Entities)	Se utiliza para referirse a todo lo que entra y se transforma en el sistema (una pieza, un producto, una orden, un cliente para este caso).
Locaciones (Locations)	Representan los lugares fijos en el sistema a donde se dirigen las entidades por procesar, el almacenamiento o alguna otra actividad o fabricación (una máquina, un área de trabajo, un área de espera, un servidor, las colas del sistema etc..).
Llegadas (Arrivals)	Indican cada cuanto y en qué cantidad llegan nuevas entidades al sistema, con el fin de activar el funcionamiento y procesamiento del sistema. Ejemplo cada cuanto y cuantos clientes llegan al sistema.
Recursos (Resources)	Es un operario, o una máquina que cumple con diferentes funciones (transportar una entidad, ejecución de mantenimiento en las locaciones, atención al cliente.)
Red de Rutas (Path Networks)	Se utilizan para construir caminos fijos por los cuales se mueven los recursos (operarios, maquinas, etc.) para el transporte de entidades.
Variables	Son útiles para capturar y guardar información numérica, de tipo real o entera, hacen referencia a los indicadores que se desean

	analizar en el sistema mediante contadores. Ejemplo tiempos de ciclo, tiempos de espera, cantidad de clientes atendidos etc.
Atributos (Attributes)	Los atributos son marcadores de posición asignados a una entidad o locación. Los atributos contienen información numérica de las entidades o Locaciones. Los atributos se asignan a usuarios con nombres alfanuméricos definidos y valores numéricos reales o enteros. Los atributos pueden ser útiles contenedores de Información como prioridad de enrutamiento de clientes, clientes que salen de la fila de espera etc.
Subrutinas (Subroutines)	Una subrutina es un bloque definido por el usuario de que puede tomar valores cuando se llaman y opcionalmente devolver valores cuando esté completo. Las subrutinas pueden ser utilizadas en cualquier valor o lógica. Ejemplo medir el inventario en proceso, llamar ordenes Kanban, medir el tiempo de reloj.
Macros	Una macro es una expresión compleja o conjunto de expresiones que puede definirse una vez y utilizarse varias veces como parte de una declaración lógica (procesamiento, programación, tiempo de inactividad). Las macros son útiles cuando la misma lógica es repetida en muchos lugares del modelo. Las macros también se utilizan para realizar la optimización.
Proceso (Processing)	Define las rutas y las operaciones que se llevaran a cabo en las locaciones para las entidades en su viaje por el sistema. Siendo así, el último componente en realizarse, ya que necesita los anteriores componentes mencionados para ser vinculados en su construcción. Relación lógica de todos los elementos nombrados anteriormente.

Fuente: elaboración propia apoyado en (Price & Harrell, 1999)

### 6.2.2. Modelo de simulación en Promodel





En el desarrollo de la simulación del estado actual del sistema de atención, fueron determinantes los estudios previamente realizados a las variables de entrada para el sistema y la información suministrada por la entidad descrita en la sección 6.1.1.

Teniendo en cuenta lo anterior, se planteó un modelo de simulación para el sistema de atención de la entidad prestadora de servicios de salud. A continuación se presenta una breve descripción de los elementos que se utilizaron en la simulación. Si se requiere mayor detalle sobre la programación de cada uno de los elementos de la simulación (ver Anexo 2) el cual contiene el View Text de la simulación.

#### 6.2.2.1. Entidades (Entities)

Las “Entidades” presentes en el sistema son de un solo tipo, la cual hace referencia a los clientes que ingresan al sistema para recibir atención, cabe resaltar que a través del comando GRAPHIC se generó un aspecto real del sistema al tener una visión de diferentes personas en la misma entidad, a continuación se presentan gráficamente (Figura 24) como se pueden apreciar en el modelo:

*Figura 24. Características graficas de las entidades*

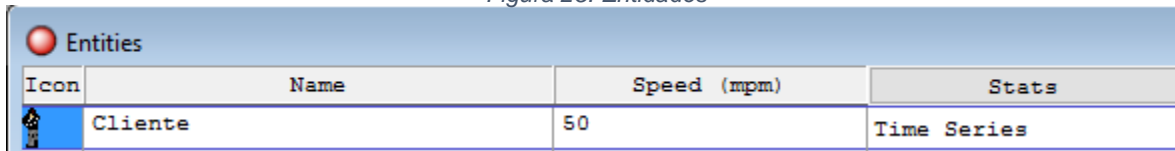
ENTIDAD	CARACTERISTICAS GRAFICAS			
Cliente				


*Fuente: elaboración propia*



En la figura 25 se puede apreciar cómo fue ingresada dicha entidad al software:

Figura 25. Entidades



Icon	Name	Speed (mpm)	Stats
	Cliente	50	Time Series

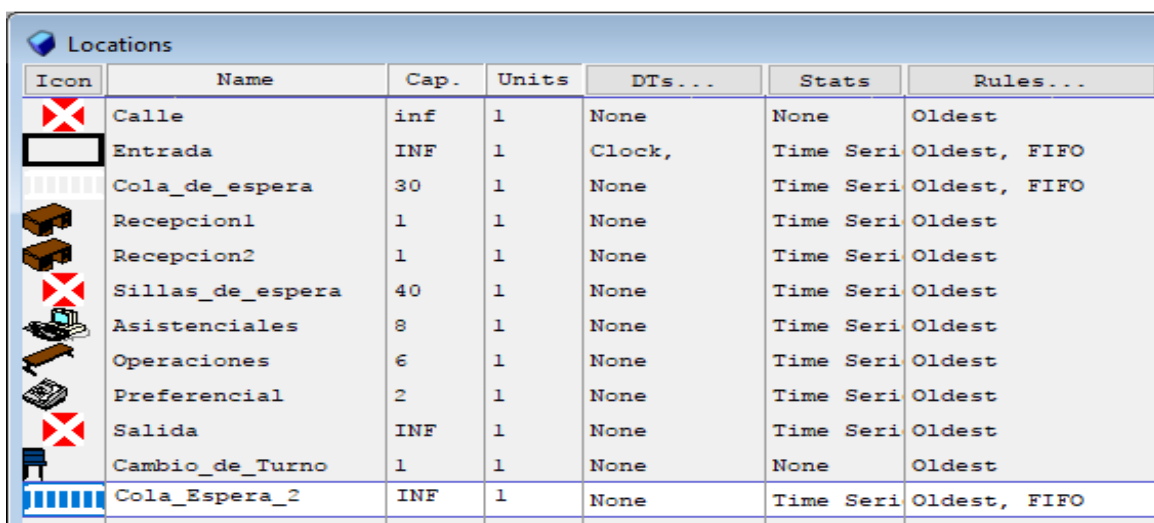
Fuente: ProModel













### 6.2.2.2. Locaciones (Locations)

Las “Locaciones” en este modelo fueron definidas como los centros de atención presentes, y aquellas estaciones que pertenecen al sistema como las colas, las sillas, la entrada, la salida y una locación llamada “Cambio de Turno” para evidenciar gráficamente el comportamiento de los operarios cuando se realizan los cambios de turno, se debe tener en cuenta que los cambios de turno están dados por los calendarios de trabajo presentados en la tabla 5 y la tabla 6, así mismo que esta estación de trabajo no pertenece al sistema real y se creó con el fin de evidenciar el correcto funcionamiento de los calendarios de trabajo.

A cada una de estas estaciones le fue definida su respectiva capacidad acorde al funcionamiento real del sistema. En la Figura 26 se puede apreciar cómo fueron ingresadas dichas locaciones al software:

Figura 26. Locaciones



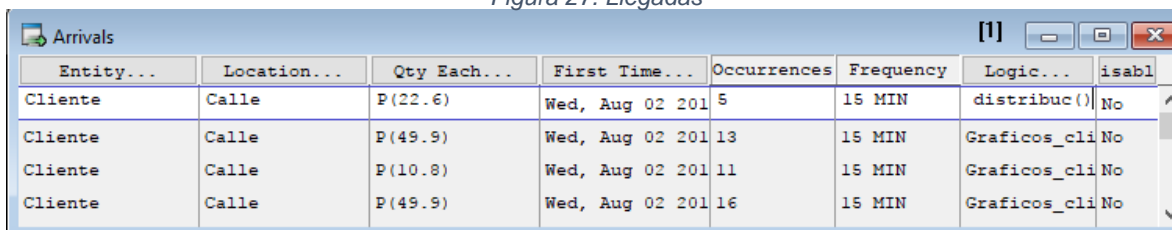
Icon	Name	Cap.	Units	DTs...	Stats	Rules...
	Calle	inf	1	None	None	Oldest
	Entrada	INF	1	Clock,	Time Seri	Oldest, FIFO
	Cola_de_espera	30	1	None	Time Seri	Oldest, FIFO
	Recepcion1	1	1	None	Time Seri	Oldest
	Recepcion2	1	1	None	Time Seri	Oldest
	Sillas_de_espera	40	1	None	Time Seri	Oldest
	Asistenciales	8	1	None	Time Seri	Oldest
	Operaciones	6	1	None	Time Seri	Oldest
	Preferencial	2	1	None	Time Seri	Oldest
	Salida	INF	1	None	Time Seri	Oldest
	Cambio_de_Turno	1	1	None	None	Oldest
	Cola_Espera_2	INF	1	None	Time Seri	Oldest, FIFO

Fuente: ProModel

### 6.2.2.3. Llegadas (Arrivals)

La herramienta de “Llegadas” es alimentada en el modelo por la cantidad de clientes que ingresan al sistema, o sea las “Entidades” que llegan para recibir un servicio.. (Ver Figura 27)

Figura 27. Llegadas



Entity...	Location...	Qty Each...	First Time...	Occurrences	Frequency	Logic...	isabl
Cliente	Calle	P(22.6)	Wed, Aug 02 201	5	15 MIN	distribuc()	No
Cliente	Calle	P(49.9)	Wed, Aug 02 201	13	15 MIN	Graficos_cli	No
Cliente	Calle	P(10.8)	Wed, Aug 02 201	11	15 MIN	Graficos_cli	No
Cliente	Calle	P(49.9)	Wed, Aug 02 201	16	15 MIN	Graficos_cli	No

Fuente: ProModel

Las llegadas fueron insertadas en el modelo independientemente, por los intervalos de tiempo descritos anteriormente, igualmente fueron introducidas las distribuciones de probabilidad a las cuales se ajustaron los datos (Poisson) que hicieron parte de cada medición. Las ocurrencias son el número de veces que se presenta la entrada de clientes al sistema durante cada intervalo de tiempo, es decir para las entradas generadas entre las 7:00 am y 8:00 pm se generan cuatro intervalos de llegadas de 15 minutos, para la entrada entre las 8:00 am-11:00 am se generan doce intervalos de llegadas de 15 minutos y entre las 11:00 am - 01:30 pm se generan diez intervalos de llegadas de 15 minutos, en la figura 27 en las ocurrencias se identifican valores de 5, 13 y 11, ya que a la cantidad de intervalos en cada franja de tiempo se le adicionó un intervalo, esto porque las características de llegadas al sistema real mostraron que la llegadas se comportaban de esta forma en términos de la congestión que se da en la cola inicial, así mismo las llegadas entre la 01:30 pm - 6:00 pm presentan dieciocho intervalos de 15 minutos para la llegada de clientes, en la figura 27 en las ocurrencias se presenta un valor de 16 esto debido a que a las 05:30 pm las estaciones de trabajo en la recepción de entrega de turnos deja de repartir estos turnos, con el fin de evacuar oportunamente a los clientes presentes en el sistema.

#### 6.2.2.4. Variables Globales (Global)

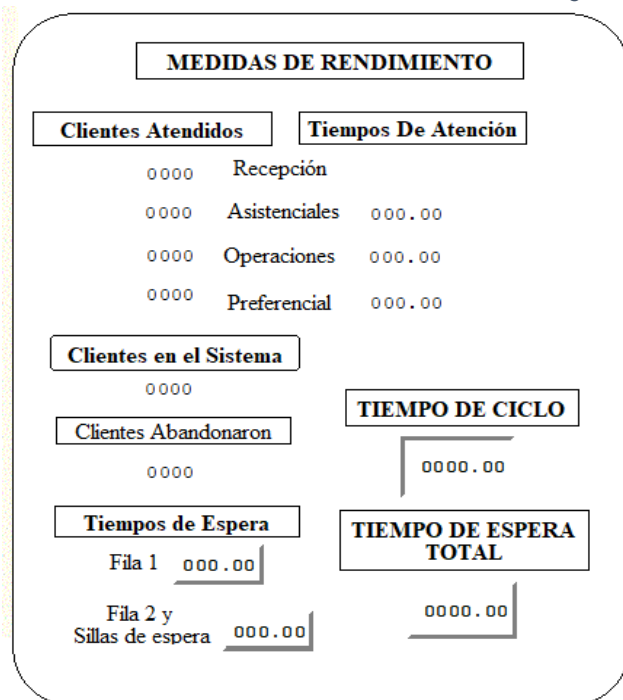
Las “Variables” se utilizaron con la finalidad de estimar diferentes medidas de rendimiento de interés. En la Figura 28 se evidencia como fueron ingresadas al software y como se ven gráficamente al correr el modelo de atención (ver Figura 29)

Figura 28. Variables Globales

Variables (global)				
Icon	ID	Type	Initial value	Stats
Yes	Tiempo_de_ciclo_clientes	Real	0	Time Series,
Yes	Tiempo_de_espera1	Real	0	Time Series,
Yes	Tiempo_de_espera2	Real	0	Time Series,
Yes	Tiempo_espera_total	Real	0	Time Series,
Yes	Cientes_Atendidos_Recepcion	Integer	0	Time Series,
Yes	Cientes_Atendidos_Asistenciales	Integer	0	Time Series,
Yes	Tiempo_Asistenciales	Real	0	Time Series,
Yes	Cientes_Atendidos_Operaciones	Integer	0	Time Series,
Yes	Tiempos_Operaciones	Real	0	Time Series,
Yes	Cientes_Atendidos_Preferencial	Integer	0	Time Series,
Yes	Tiempo_Preferencial	Real	0	Time Series,
Yes	hr_var	Integer	0	None
Yes	min_var	Integer	0	None
Yes	Cientes_sistema	Integer	0	Time Series,
No	contadorCola_2	Integer	0	None
Yes	Cliente_Abandonan_el_sistema	Integer	0	Time Series,

Fuente: ProModel

Figura 29. Medidas de rendimiento calculadas con las variables globales en la simulación

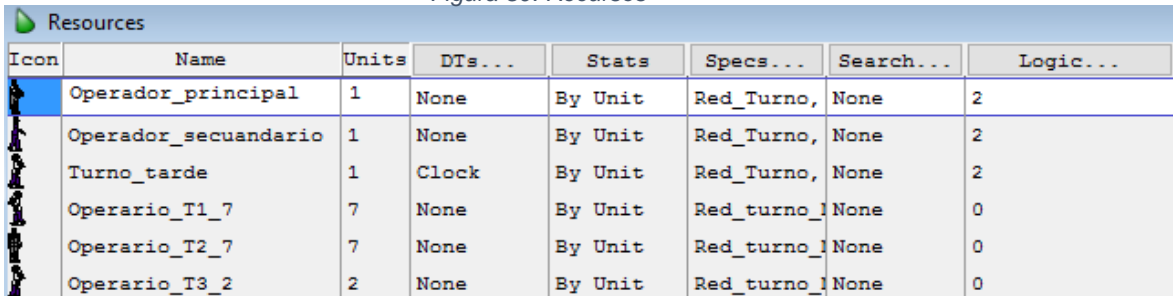


Fuente: ProModel

### 6.2.2.5. Recursos (Resources)

Los “Recursos” utilizados en el modelo fueron los operarios que laboran en las instalaciones del sistema de atención (Ver figura 30), los cuales cumplen con diferentes turnos laborales y desempeñan diferentes funciones como se explicó anteriormente en la sección 6.1.1.

Figura 30. Recursos



Icon	Name	Units	DTs...	Stats	Specs...	Search...	Logic...
	Operador_principal	1	None	By Unit	Red_Turno,	None	2
	Operador_secundario	1	None	By Unit	Red_Turno,	None	2
	Turno_tarde	1	Clock	By Unit	Red_Turno,	None	2
	Operario_T1_7	7	None	By Unit	Red_turno,	None	0
	Operario_T2_7	7	None	By Unit	Red_turno,	None	0
	Operario_T3_2	2	None	By Unit	Red_turno,	None	0

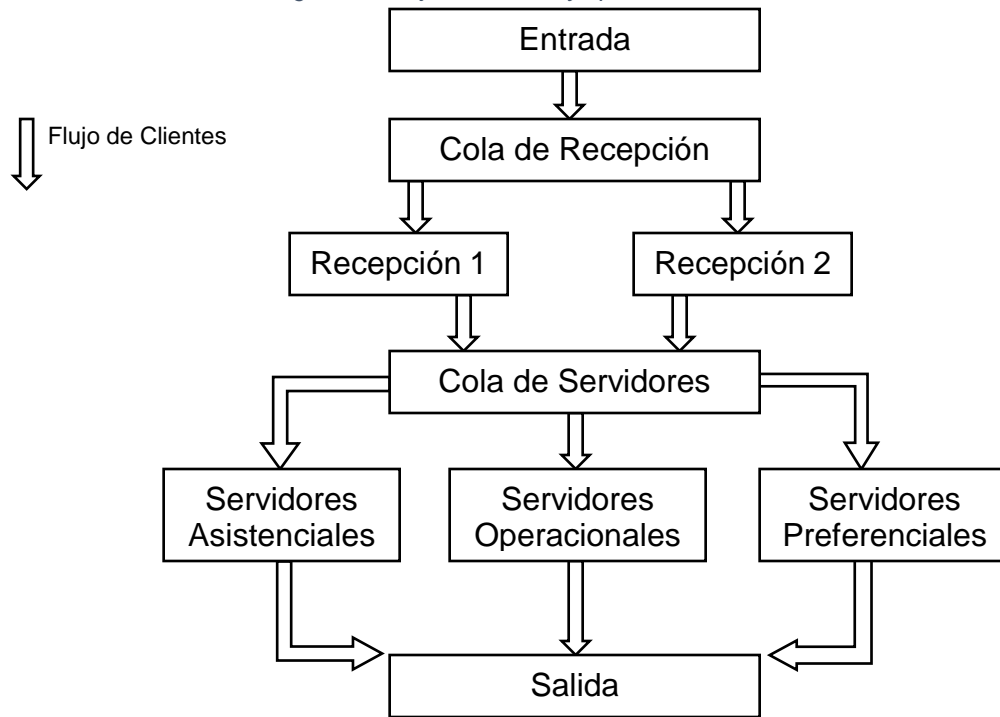
Fuente: ProModel

### 6.2.2.6. Proceso

A continuación se describen las actividades que contemplan el modelo de simulación en el proceso, así mismo se presenta de forma gráfica el flujo de los clientes por el sistema (Figura 31).

1. Los clientes se encuentran en la calle y se dirigen hacia la entrada según la distribución asociada.
2. Los clientes llegan al sistema según los intervalos de horarios definidos respecto al tiempo de la jornada laboral, es allí donde se comienza a medir el tiempo de ciclo de los clientes en el sistema.
3. De allí los clientes se dirigen a la cola de recepción, para luego ser atendidos por los recepcionistas, los cuales realizaran entrega de los turnos de acuerdo a la necesidad de los clientes.
4. De allí los clientes se dirigen a la cola de espera dos o las sillas dependiendo de la congestión del sistema, de no tener que esperar, los clientes pasan a los respectivos módulos de atención posterior (Asistenciales, Operacionales, Preferenciales).
5. En cuanto el cliente sea atendido en uno de los tres tipos de módulos, este se dirigirá a la salida del sistema.
6. En la salida termina la medición del tiempo de ciclo que pasa el cliente en el sistema.

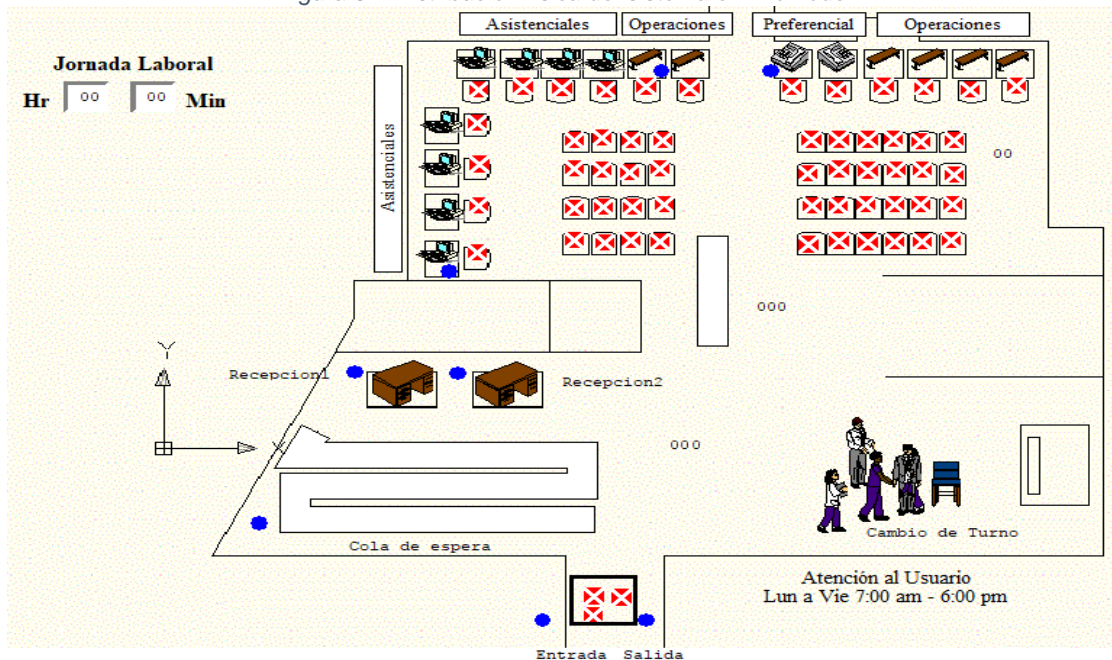
Figura 31. Flujo de clientes y operaciones del sistema



Fuente: elaboración propia

La figura 32 muestra la distribución física del sistema, diseñado en ProModel con cada una de las características pertenecientes al sistema real.

Figura 32. Distribución física del sistema en Promodel



Fuente: Promodel

### 6.3. Corriendo el modelo de simulación

En esta etapa se busca analizar el comportamiento de las variables más representativas del modelo de simulación, así como las medidas de rendimiento. Teniendo en cuenta a (Harrell, Ghosh, & Bowden, 2004) presentan que para la determinación de procesos experimentales, tales como el número de réplicas y la forma en cómo se recopilan las estadísticas, depende de si se realiza una simulación terminante o no terminante.

- Simulación Terminante: Una simulación Terminante es aquella en la que la simulación comienza en un estado o tiempo definido y termina cuando alcanza algún otro estado o tiempo definido. Un tipo común de sistema terminante es aquel que inicia vacío, se ejecuta por un tiempo, y luego se desocupa de nuevo antes de apagar (Harrell et al., 2004)
- Simulación No Terminante: Una simulación no terminal o de estado estable es aquella en la que se está analizando el comportamiento del estado estable (largo plazo) del sistema. Una simulación no terminante no significa que la simulación nunca termine, ni significa que el sistema que está siendo simulado no tiene terminación eventual. Esto sólo significa que teóricamente la simulación continuara indefinidamente sin cambios estadísticos en el comportamiento. Para tales sistemas, se debe determinar un periodo de tiempo adecuado para ejecutar el modelo con el fin de recopilar estadísticas sobre el comportamiento en estado estable del sistema. Los sistemas sin terminación comienzan con un periodo de calentamiento (o transitorio) y gradualmente se mueven a un estado estable (Harrell et al., 2004)

Teniendo en cuenta la definición de simulación terminante y no terminante, se establece que el sistema bajo estudio pertenece a una simulación terminante, dado que se realiza la apertura las puertas en la mañana y el sistema se encuentra totalmente vacío, de tal forma que, todos los recursos se presentan inactivos al inicio de la jornada laboral. Al final de la jornada laboral se cierran las puertas paulatinamente, donde la puerta delantera es bloqueada para evitar que se reciban

nuevos clientes, de modo que, cuando el servicio para todos los clientes se ha completado el sistema cierra definitivamente durante el día.

(Harrell et al., 2004) para simulaciones terminantes, hay tres cuestiones importantes que se deben responder al ejecutar el experimento.

1. ¿Cuál es el estado inicial del modelo?

El estado inicial del modelo representa como el estado es inicializado al comienzo de la simulación. Dando respuesta a la primera cuestión el sistema inicia vacío y ocioso hasta que entran las entidades, se debe tener en cuenta que antes de abrir las puertas del sistema ya se encuentran clientes esperando.

2. ¿Cuál es el evento o tiempo terminante?

La condición de terminación es cuando la hora reloj de la simulación es mayor o igual a las 6:00 pm y/o cuando la última entidad (clientes) sale del sistema.

3. ¿Cuántas replicaciones deben realizarse?

El fin de determinar el número de replicaciones es establecer un intervalo de confianza que presente un error de estimación razonable entre la estimación puntual ( $\bar{x}$ ) de la media y la media poblacional desconocida ( $\mu$ ). Para realizar lo anterior inicialmente se ejecutó la simulación con un tamaño de  $n=30$  réplicas, y se tomaron en cuenta las estadísticas de salida más significativas del sistema bajo estudio, como la locación sillas de espera (variable: Avg time per Entry), así mismo las variables globales que miden el rendimiento en términos del tiempo de espera<sup>2</sup> y tiempo de ciclo clientes, donde el tiempo de espera<sup>2</sup> hace referencia a la suma entre la cantidad de tiempo que pasan los clientes en las sillas de espera y en la cola de espera<sup>2</sup>, cola que representa las esperas de los clientes que no se pueden sentar dado que las sillas están totalmente llenas y el tiempo de ciclo clientes representa la cantidad de tiempo que pasan los clientes en el sistema, es decir es el tiempo desde que un cliente entra al sistema hasta que ese mismo cliente sale del sistema (tiempo de ciclo clientes = tiempo de salida clientes – tiempo de entrada clientes). En la tabla 15 se presentan los estimadores puntuales media y desviación, así como el error de estimación y los intervalos con un 95% de confianza. Teniendo en cuenta

los resultados de la tabla 16 se determinó calcular el número de réplicas con la variable que tiene mayor error de estimación, donde esta variable es el tiempo de espera 2 con un error de estimación de 2.6945 minutos, de acuerdo a lo anterior se determina el tamaño de la corrida para calcular un intervalo de confianza con un error absoluto de 1 minuto y un error relativo del 3.14% para lo cual se deben realizar 218 réplicas.

Tabla 16. Determinación del número de replicaciones

n=30 replicas	Promedio de tiempo que pasa la entidad en las sillas de espera (Min)	Tiempo de espera 2 en Minutos	Tiempo de ciclo clientes en Minutos
Media $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	14.5413	32.8591	43.3444
Desviación $S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$	1.63841	7.21596	6.9556
$t_{0.025;29}$	2.04523	2.04523	2.04523
Error de estimación (ee) $ee = t_{\alpha/2;n-1} * \frac{S}{\sqrt{n}}$	0.6118	2.6945	2.5973
I.C 95% inferior $\bar{x} - ee$	13.9295	30.1646	40.7471
I.C 95% superior $\bar{x} + ee$	15.1531	35.5536	45.9417

Fuente: Elaboración propia

Numero de réplicas error absoluto

$$n = \left( \frac{t_{\alpha/2;n-1} * S}{ee} \right)^2 = \left( \frac{2.04523 * 7.21596}{10\%} \right)^2 = 217.81 \cong 218 \text{ Replicas}$$



Numero de réplicas error relativo

$$n = \left[ \frac{t_{\alpha/2; n-1} * S}{\left( \frac{re}{1 + re} \right) * \bar{x}} \right]^2 = \left[ \frac{2.04523 * 7.21596}{\left( \frac{0.03139}{1 + 0.03139} \right) * 32.8591} \right]^2$$
$$= 217.81 \cong 218 \text{ Replicas}$$

Teniendo en cuenta lo anterior, el modelo de simulación se corrió por 218 réplicas, lo que representa 218 días laborales. Se debe de tener en cuenta que las salidas del modelo deben ser observaciones independientes y normalmente distribuidas. El software de simulación ProModel genera corridas independientes (replicas), ya que el modelo de simulación es inicializado con las condiciones originales, donde para cada replicación se restablecen todas las medidas de salida para las variables estadísticas y se selecciona un nuevo valor semilla para iniciar el generador de números aleatorios. Por lo tanto cada vez que se utiliza un valor de semilla apropiado para iniciar el generador de números aleatorios, la simulación produce una salida única, lo que produce un conjunto de observaciones estadísticamente independientes. Para determinar si las salidas están normalmente distribuidas se puede realizar una prueba de bondad y ajuste para las variables de interés.

### **6.3.1. Calibración y Validación del modelo de simulación**

#### **6.3.1.1. Calibración**

El proceso de calibración del modelo de simulación se puede detallar en la sección 6.2.2.3, concerniente a la llegada de los clientes, este proceso se realizó al adicionarle a cada franja de tiempo un intervalo de mas, debido a, que al analizar las características de llegadas al sistema real, se observó que la entrada de los clientes se comportaba de forma diferente, dada la congestión que se presenta en la cola inicial.

### 6.3.1.2. Validación

El proceso de validación se realiza con el fin de determinar que el modelo de simulación tiene la capacidad de representar los fenómenos que se presentan en el sistema de atención al cliente de la compañía, donde, la validación se efectuó teniendo en cuenta la calibración que se realizó en las llegadas de los clientes al sistema, dado que, este proceso de calibración afecta directamente los tiempos de espera de la cola inicial.

Por lo tanto, se presenta una prueba de hipótesis para la diferencia de medias, en la que se comparan los tiempos medios de espera de la cola inicial en el sistema real (sección 6.1.1 ii), contra los arrojados por el modelo de simulación, variable llamada tiempo de espera 1 (Tabla 17). A continuación se presenta el valor medio de las muestras ( $\bar{x}_1$ ) 5.37 y ( $\bar{x}_2$ ) 5.44 con desviaciones ( $\sigma_1$ ) 1.47 y ( $\sigma_2$ ) 0.21 y con tamaños de muestra de ( $n_1$ ) 30 y ( $n_2$ ) 218 respectivamente.

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

El objetivo de esta prueba de hipótesis consiste en responder si ¿Podemos concluir, a un nivel de significancia del 0.05, que el valor medio del tiempo de espera en la cola inicial del sistema de atención real y del modelo de simulación no presenta diferencia significativa?

El estadístico de prueba para la hipótesis planteada anteriormente es  $Z = -0.66$

**Decisión:** se evidencia que el estadístico de prueba se encuentra en el intervalo  $-1.96 < -0.66 < 1.96$ , por lo tanto no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula. Es decir que la media del tiempo de espera de los clientes en el sistema real no es significativamente diferente del valor medio del tiempo de espera de la cola inicial (Tiempo de espera1) del modelo de simulación, por lo tanto, el modelo de simulación tiene la capacidad de representar los fenómenos que se presentan en el sistema de atención al cliente de la compañía. El intervalo de confianza del 95% para la diferencia entre las medias es  $[-0.27, 0.13]$ .

### 6.3.2. Análisis de salidas del modelo de simulación

A continuación se realiza el análisis de las salidas del modelo de simulación actual realizado y corrido por 218 replicaciones.

#### 6.3.2.1. Estado de las medidas de rendimiento (Variables Globales)

En la tabla 17 se presenta el resumen de las medidas de rendimiento de interés, se resalta en rojo los valores más significativos.

Tabla 17. Estadísticas de salidas de las medidas de rendimiento

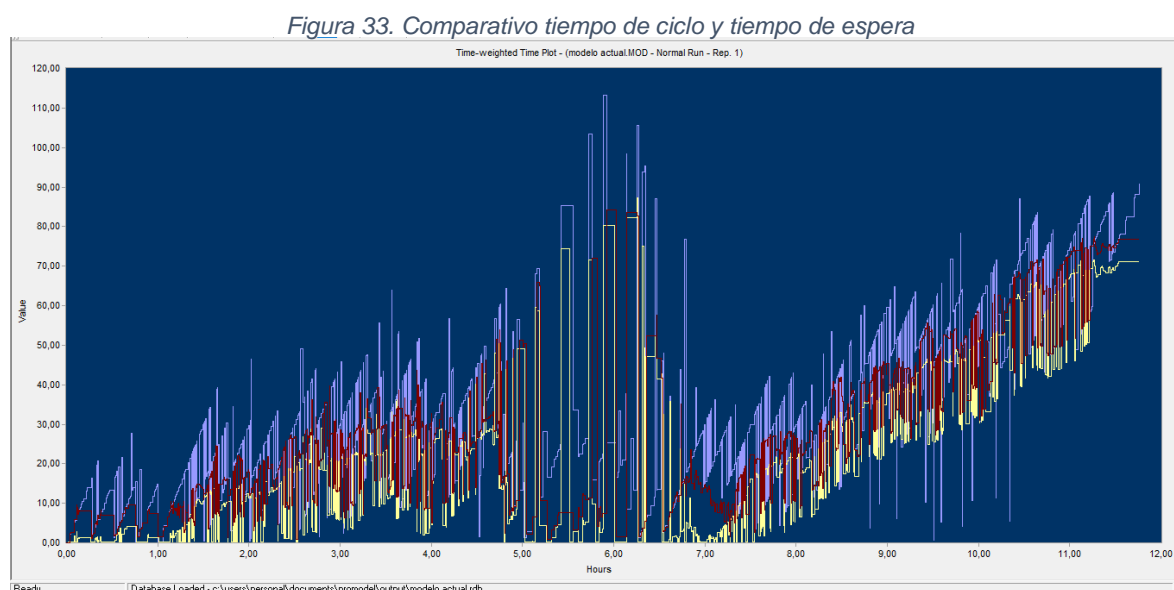
Nombre	Replicación	Valor Máximo	Valor Actual	Valor Promedio
Tiempo de ciclo clientes en minutos (Min)	Promedio	147.12	104.71	43.95
	Desviación	27.78	22.39	7.15
Tiempo de espera1 en minutos (Min)	Promedio	16.89	6.85	5.44
	Desviación	2.38	1.26	0.21
Tiempo de espera2 en minutos (Min)	Promedio	123.23	87.20	33.51
	Desviación	28.59	24.81	7.57
Tiempo espera total en minutos (Min)	Promedio	128.60	93.79	38.77
	Desviación	29.76	25.02	7.58
Cantidad de Clientes en el Sistema	Promedio	177.59	3.13	92.73
	Desviación	7.89	5.28	14.24
Cantidad de Clientes que Abandonan el sistema	Promedio	129.72	129.72	53.65
	Desviación	51.57	51.57	21.04

Fuente: Elaboración Propia

En esta tabla se puede evidenciar que los clientes están pasando desde el momento en que entran hasta que salen del sistema en promedio 43.95 minutos con una desviación de 7.15 minutos, es decir que los clientes pueden pasar en el sistema entre (22.5 y 65.4) minutos teniendo en cuenta la  $(\bar{x} \pm 3S)$ , así mismo es impactante el tiempo de ciclo máximo con un valor medio de 147.12 minutos (2.4 horas), teniendo en cuenta el tiempo de ciclo se evidencia que esta medida se ve afectada por el tiempo de espera total con un valor medio de  $(38.77 \pm 7.58)$  minutos y un valor máximo de 128.60 minutos, lo cual afecta la calidad del servicio. El tiempo de espera total se determina con la sumatoria del tiempo de espera1 y el tiempo de

espera 2, donde se puede detallar que el tiempo que pasan los clientes esperando en su mayor parte está determinado por la espera 2, que presenta un valor medio de 33.51 minutos, espera que representa el 86.43% de la espera total y el 76.24% del tiempo de ciclo. Lo que conlleva a que se encuentre una gran cantidad de clientes esperando. Así mismo este represamiento de clientes hace que muchos clientes se retiren del sistema lo que genera un costo de oportunidad para la organización.

En la figura 33 se presenta el grafico de tiempo donde se compara el tiempo de ciclo clientes (Línea Azul), el tiempo de espera total (Línea roja) y el tiempo de espera 2 (Línea Amarilla). En esta se puede evidenciar lo presentado en la tabla 17.



### 6.3.2.2. Estado de las locaciones

Se presenta la tabla 18 la cual resume el comportamiento del estado de las locaciones, se resalta en rojo los valores más significativos.

Tabla 18. Estadísticas de salidas de las Locaciones

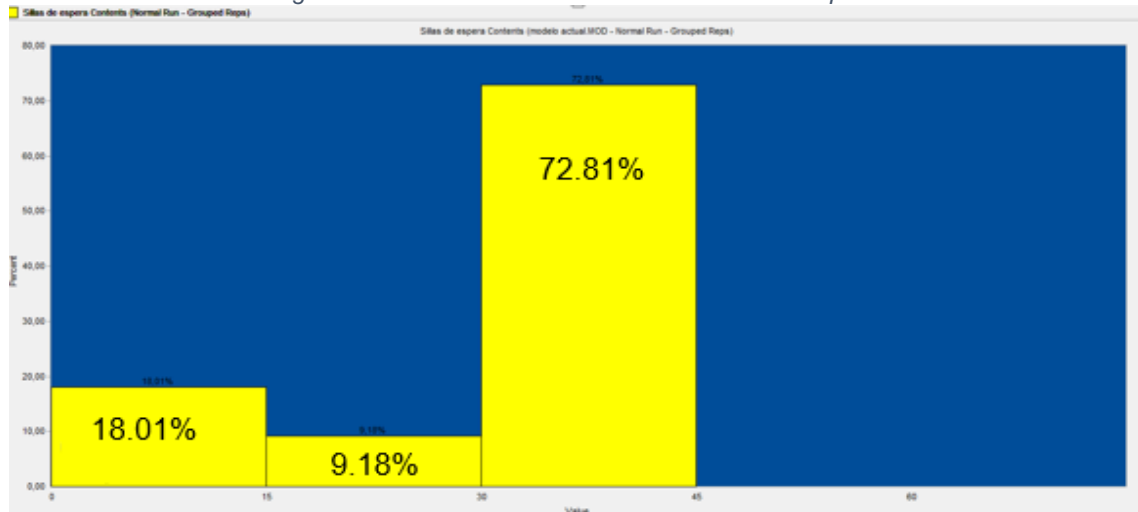
Nombre	Replicación	Promedio de tiempo por entrada (MIN)	Promedio de contenido	Contenido máximo	% Utilización
Entrada	Promedio	2.01	4.57	66.37	0.00
	Desviación	0.56	1.29	13.76	0.00
Cola de espera	Promedio	5.20	11.84	30.00	39.48
	Desviación	0.21	0.62	0.00	2.05
Recepcion1	Promedio	0.48	0.59	1.00	58.88
	Desviación	0.02	0.02	0.00	2.32
Recepcion2	Promedio	0.48	0.58	1.00	57.53
	Desviación	0.02	0.02	0.00	1.93
Sillas de espera	Promedio	14.77	31.43	40.00	78.57
	Desviación	1.67	3.24	0.00	8.10
Asistenciales	Promedio	5.43	7.52	8.00	93.98
	Desviación	0.20	0.22	0.00	2.81
Operaciones	Promedio	3.61	1.92	6.00	31.97
	Desviación	0.25	0.16	0.00	2.74
Preferencial	Promedio	8.33	1.74	2.00	87.23
	Desviación	0.67	0.16	0.00	8.06
Salida	Promedio	0.00	0.00	1.00	0.00
	Desviación	0.00	0.00	0.00	0.00
Cola Espera 2	Promedio	15.13	32.64	105.92	0.00
	Desviación	5.35	11.26	12.56	0.00

Fuente: Elaboración Fuente

El análisis de las locaciones nos permite identificar cual es el comportamiento de las estaciones que intervienen en el flujo de clientes por el sistema. Teniendo en cuenta el análisis realizado anteriormente se identificó que el tiempo de espera 2 está representando el 76.24% del tiempo de ciclo total, así mismo que el tiempo de espera 2 está compuesto por el tiempo que pasan los clientes en las sillas de espera y en la cola de espera 2, en la tabla 18 se puede evidenciar que la utilización promedio de las sillas de espera es del 78.57% y el 70,81% del tiempo se encuentran esperando entre 30 y 45 clientes en esta locación (Ver figura 34), así mismo la cola de espera 2 presenta un promedio de tiempo de 15.13 minutos, con un contenido promedio de 32 clientes. Posterior a la espera 2 se encuentran los servidores asistenciales, operacionales y preferenciales, donde se puede ver que la

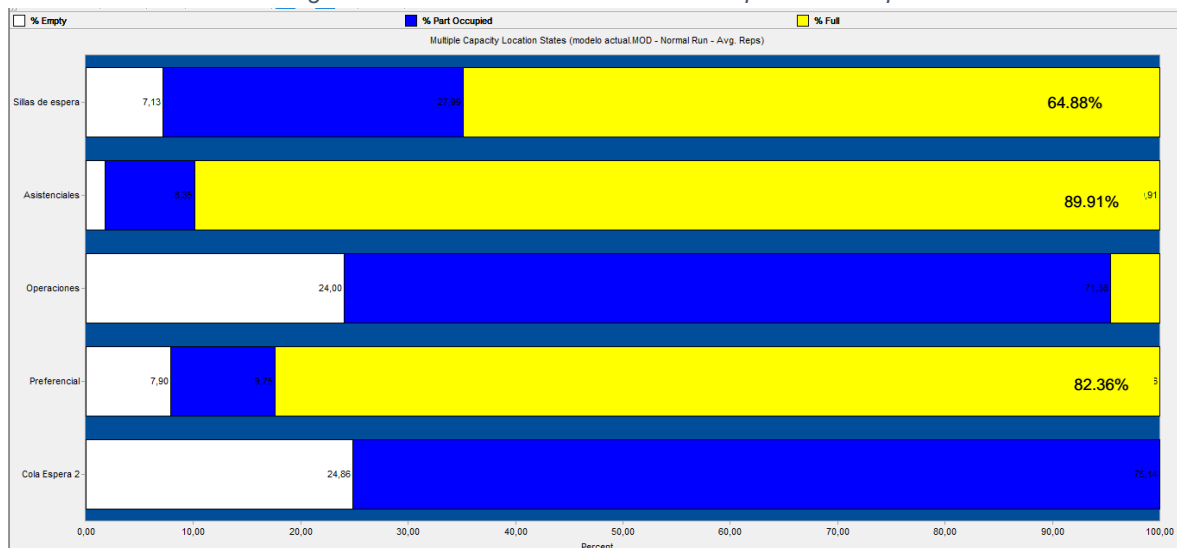
utilización promedio de estos es 93.98%,31.97% y 87.23% y las desviaciones son del 2.81%, 2.74% y 8.06% respectivamente. Lo que indica que los servidores asistenciales y preferenciales están laborando a máxima capacidad. Se presenta la figura 35 en la cual se puede ver discriminada la utilización de las locaciones con múltiple capacidad en términos del % de tiempo ocioso (barra blanca), % ocupación de la locación (Barra Azul) y el % de tiempo que la locación está a máxima capacidad o llena (Barra Amarilla).

Figura 34. Promedio de contenido en las sillas de espera



Fuente: salida grafica de ProModel

Figura 35. Estado de las locaciones con capacidad múltiple



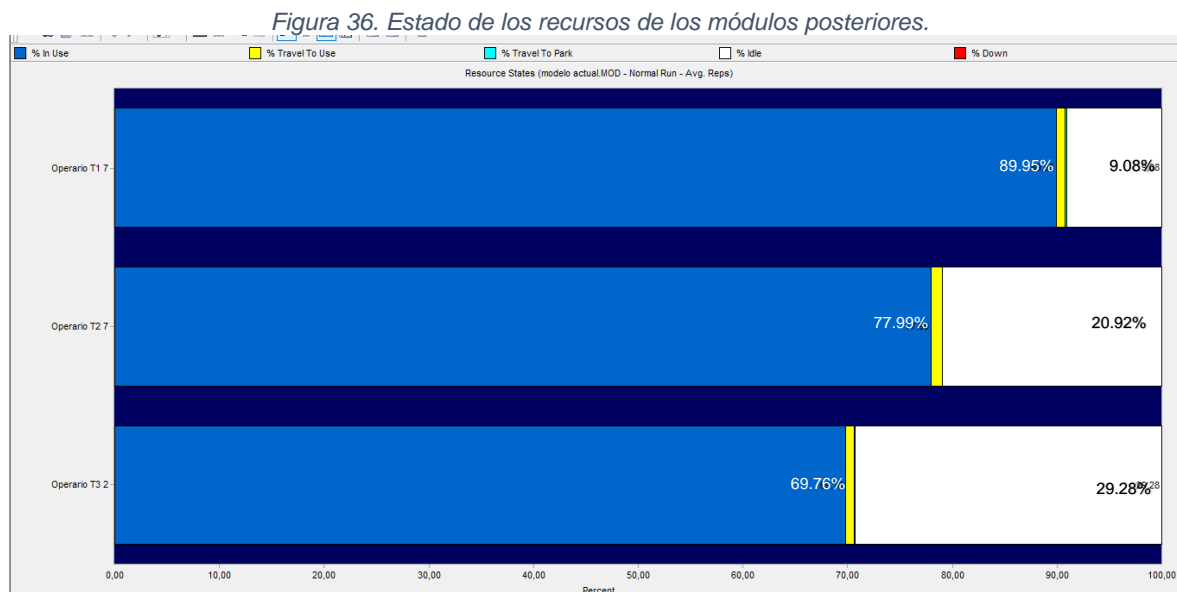
Fuente: salida grafica de ProModel

En esta gráfica se puede observar como las sillas de espera están llenas el 64.88% del tiempo, de la misma manera los módulos asistenciales y preferenciales están llenos el 89.91% y un 82.36% del tiempo. Lo anterior quiere decir que estos servidores están trabajando la mayor parte del tiempo a su máxima capacidad, por lo tanto se pueden generar grandes esperas por la falta de capacidad de atención del sistema en la etapa posterior del servicio.

### 6.3.2.3. Estado de los recursos

Teniendo en cuenta los hallazgos realizados anteriormente se analizan los recursos que intervienen directamente en los módulos de atención asistencial, operacional y preferencial. Para el análisis se debe tener en cuenta que actualmente laboran 16 operarios divididos en tres turnos diferentes (T1 con 7 operarios, T2 con 7 operarios, T3 con 2 operarios) como se presenta en la tabla 5 que muestra los operarios y los calendarios de cada turno.

A continuación en la figura 36 se presenta el estado de los recursos en términos del % de uso (Barra azul), % de tiempo viajando (Barra Amarilla) y el % de tiempo ocioso (Barra Blanca).



Fuente: salida grafica de ProModel

En este gráfico se puede evidenciar que los operarios del primer turno son los que más % de utilización presentan (89.95%), luego los operarios del turno 2 (77.99%) y por último los operarios del turno 3 (69.76%), lo anterior nos indica que se puede encontrar una mejor distribución de los operarios en cada turno, con el fin de balancear las cargas de trabajo y así mejorar el rendimiento del sistema en términos de las esperas.

#### **6.4. Desarrollo de la optimización basada en simulación**

El problema general de la optimización basada en simulación se puede estudiar de la siguiente forma. Obtener una región factible finita  $\Theta$  y una medida de rendimiento  $J: \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ , el objetivo es encontrar la solución  $\theta^* \in \Theta$  que minimice el objetivo.

Adicionalmente al problema de optimización combinatorial, se tiene la complejidad que al encontrar cualquier solución  $\theta \in \Theta$ , el desempeño  $J(\theta)$  no puede ser evaluado analíticamente y debe ser estimado utilizando la simulación, donde el rendimiento es una expectativa de alguna estimación aleatoria del rendimiento de un sistema estocástico complejo dado el parámetro  $\theta$ , que es,

$$J(\theta) = E[L(\theta)]$$

Donde  $L(\theta)$  es la variable aleatoria, que depende del parámetro  $\theta \in \Theta$ , que es la medida de rendimiento de la muestra de la simulación. Donde para resolver el problema descrito anteriormente se utilizan las técnicas metaheurísticas para este caso el algoritmo genético.

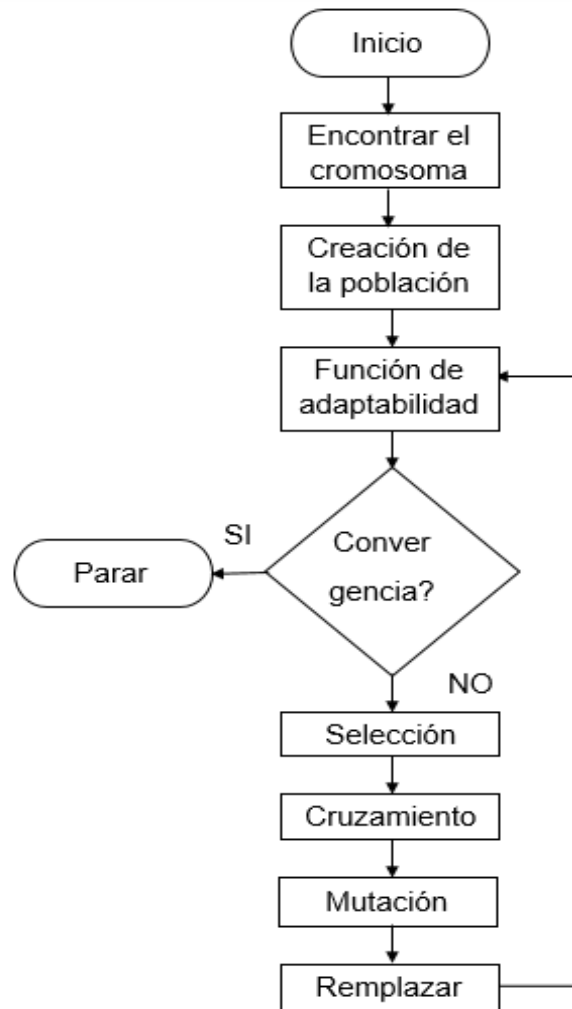
##### **6.4.1. Algoritmo genético (AG)**

El algoritmo genético se inicia con un conjunto de soluciones (representada por cromosomas) llamados poblaciones, donde las soluciones de una población se toman y se utilizan para formar una nueva población. Este procedimiento está motivado por la esperanza de que la nueva población será mejor que las anteriores.



Las soluciones que se seleccionan para formar las nuevas soluciones (descendencia) se eligen según su aptitud (fitness), y en cuanto más adecuados sean, más oportunidades tienen de reproducirse. El funcionamiento de la AG es mostrado en la figura 37.

Figura 37. Diagrama de Flujo para el algoritmo genético



Fuente: tomado de (Yeh & Lin, 2007)

#### 6.4.1.1. Identificación y definición de las variables de decisión

Para establecer las variables de decisión inicialmente se deben identificar cuáles son los factores que pueden ser controlables y las medidas de rendimiento que se ven afectadas por estas variables. Teniendo en cuenta el análisis de salidas realizado en la sección anterior sobre las medidas de rendimiento, las locaciones y

los recursos, se obtuvo información relevante para identificar las variables que afectan de forma significativa las variables de respuesta.

A continuación se determinan las variables que intervienen significativamente en la prestación del servicio:

**$T_i$ : Cantidad de trabajadores laborando en el turno  $i \quad \forall i: 1, 2, 3$**

**$S_j$ : Cantidad de módulos tipo  $j$  necesarios para la prestación del servicio  $\quad \forall j: 1, 2, 3$**

Donde uno (1) representa los módulos asistenciales, dos (2) operacionales y tres (3) preferenciales para la variables S.

Para cada variable de decisión, se define su tipo de dato numérico (entero o real), así mismo su límite inferior y límite superior. Ya que durante la búsqueda, el AG generará soluciones variando los valores de las variables de decisión según sus tipos de datos, límites inferiores y límites superiores.

$$6 \leq T_1 \leq 8 \qquad 9 \leq S_1 \leq 11$$

$$6 \leq T_2 \leq 8 \qquad 5 \leq S_2 \leq 7$$

$$1 \leq T_3 \leq 3 \qquad 1 \leq S_3 \leq 3$$

$$T_i \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall i: 1, 2, 3 \qquad S_j \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall j: 1, 2, 3$$

#### **6.4.1.2. Codificación del cromosoma y creación de la población.**

La forma de implementar la codificación depende de la naturaleza de las variables de decisión del problema, para este caso las variables son enteras y limitadas. En este estudio, el cromosoma es una lista factible de servidores asistenciales, operacionales y preferenciales, así mismo de operarios en el turno 1, 2 y 3. Donde cada gen del cromosoma representa un servidor disponible y/o un operario disponible para el conjunto de turnos de trabajo, donde cada turno tiene tiempos de inicio y finalización.

Las configuraciones de la población inicial pueden ser generadas aleatoriamente, donde el vector utilizado para representar el conjunto de configuraciones mantendrá la siguiente forma:

$$(S_1, S_2, S_3, T_1, T_2, T_3)$$

Cada posible valor de este vector representa un escenario o solución factible y única al problema.

#### 6.4.1.3. Función de adaptabilidad (*Fitness*)

El objetivo de esta investigación es minimizar el costo de operación del sistema, para esto debe tener en cuenta la configuración de servidores, personal, la cantidad de clientes que se retiran y el tiempo de espera de los pacientes en el servicio de atención. Después de la creación de los cromosomas, cada cromosoma tiene un costo determinado en la ejecución del modelo de simulación. Donde estos costos pueden ser cuantificados por medio de la siguiente ecuación:

$$C_{total} = C_p + C_s + C_w + C_o \quad \text{donde}$$

$$C_{total} = C_{mo} \sum_{i=1}^n T_i + C_{md} \sum_{j=1}^m S_j + C_e * \overline{W_q} + C_{op} * A_b$$

Donde  $n$  es el tipo de turno y  $m$  es el tipo de servidor.

A continuación se describen cada uno de los términos asociados.

**$C_p$ : Costo de personal**

$C_{mo}$ : Costo de compensación salarial de la mano de obra por turno

$T_i$ : Cantidad de trabajadores laborando en el turno  $i$

**$C_s$ : Costo de operación de los servidores**

$C_{md}$ : Costo por operar un servidor diario

$S_j$ : Cantidad de módulos tipo  $j$  necesarios para la prestación del servicio por día

**$C_w$ : Costo de espera**

$C_e$ : Costo de los clientes esperando por minuto

$\bar{W}_q$ : Tiempo de espera promedio en minutos

**$C_o$ : Costo de oportunidad**

$C_{op}$ : Costo de oportunidad por cliente

$A_b$ : Cantidad de clientes que abandonan el sistema

En la tabla 19 se muestran los costos presentados por la entidad prestadora del servicio.

Tabla 19. Costos del sistema

Variables	Valor x mes	Valor x día	Valor x min	Valor x cliente
$C_{mo}$	\$ 1'191.982	\$ 39.732,71		
$C_{md}$	\$ 300.000	\$ 10.000*		
$C_e$	\$ 13'350.198,4		\$ 928**	
$C_{op}$				\$14700***

Para la estimación de estos costos se tuvo en consideración lo siguiente:

- En el costo de la mano de obra ( $C_{mo}$ ), se consideró el pago del salario mínimo legal vigente en Colombia para el año 2017, más los aportes, prestaciones, subsidios y dotaciones, lo cual suma \$1'191.982.
- El costo de operar un servidor diario ( $C_{md}$ ), se determinó teniendo en cuenta los costos estimados por la empresa para el funcionamiento de un servidor, es decir la suma de los costos de mantenimiento de equipo de cómputo, papelería, impresiones, sellos y artículos de oficina, lo cual suma \$300.000 mes.
- El costo de espera de los clientes ( $C_e$ ), se determinó teniendo en cuenta el costo de utilización del sistema, que abarca costos de arrendamiento, administración, seguridad, aseo, iluminación, etc., dado que, la empresa presenta en parte estos costos de utilización para servir adecuadamente a los clientes que recibe, por lo tanto, si un cliente está esperando para ser atendido, este está utilizando los recursos del sistema como las

instalaciones físicas, los vigilantes, consumo de energía, entre otros, por lo cual, se estima que el costo de espera de los clientes representa solamente una tercera parte de los costos totales de utilización, ya que, el resto de los costos pertenecen al funcionamiento del sistema. Así mismo se determinó una tercera parte de los costos de utilización con el fin, de que, la función de adaptabilidad castigue fuertemente los tiempos de espera excesivos y premie los tiempos de espera cortos, donde el cálculo de este costo es \$13'350.198,4 mes / 30 días\*mes =\$445.000 día / 480 minutos\*día = \$928 por minuto.

- Para estimar el costo de oportunidad por clientes ( $C_{op}$ ), se consideró el valor medio de las cuotas moderadoras y copagos del año 2017, siendo este de \$14.700 por cliente.

Por lo tanto el *fitness* se evalúa con la siguiente expresión:

$$\text{Min} (C_{total}) = \$39.732,71 \sum_{i=1}^n T_i + \$10.000 \sum_{j=1}^m S_j + \$928 * \overline{W_q} + \$14.700 * A_b$$

#### 6.4.1.4. Selección

La selección es el proceso en el cual los cromosomas mejor adaptados de la población son lo suficientemente aptos para sobrevivir y posiblemente reproducir descendencia para la siguiente generación. La calidad de los cromosomas se incrementa, lo que conduce a mejores soluciones del problema. La selección comienza con la elección de los padres de la población, un proceso realizado con el método de selección ruleta en la que cada cromosoma en la población tiene una ranura de tamaño  $n$ , proporcional a la función de adaptación de cada individuo definido:

$$P_n: \frac{Fitness_n}{\sum_{i=1}^n Fitness_i}$$

Teniendo en cuenta que el problema es de minimización, los individuos con menor función de adaptación poseerán secciones más grandes en la ruleta, por lo tanto, estos individuos tendrán mayor probabilidad de ser seleccionados.

#### **6.4.1.5. Cruzamiento**

Una vez seleccionados los individuos, éstos son recombinados para producir la descendencia que se insertará en la siguiente generación. Los diferentes métodos de cruce podrán operar de dos formas diferentes. Si se opta por una estrategia destructiva los descendientes se insertarán en la población temporalmente aunque sus padres tengan mejor ajuste. Por el contrario, utilizando una estrategia no destructiva la descendencia pasará a la siguiente generación únicamente si supera la bondad del ajuste de los padres (o de los individuos a reemplazar). La idea principal del cruce se basa en que, si se toman dos individuos correctamente adaptados al medio y se obtiene una descendencia que comparta genes de ambos, existe la posibilidad de que los genes heredados sean precisamente los causantes de la bondad de los padres. Al compartir las características buenas de dos individuos, la descendencia, o al menos parte de ella, debería tener una bondad mayor que cada uno de los padres por separado. Si el cruce no agrupa las mejores características en uno de los hijos y la descendencia tiene un peor ajuste que los padres no significan que se esté dando un paso atrás. Optando por una estrategia de cruce no destructiva garantizamos que pasen a la siguiente generación los mejores individuos. Si, aún con un ajuste peor, se opta por insertar a la descendencia, y puesto que los genes de los padres continuarán en la población aunque dispersos y posiblemente levemente modificados por la mutación, en posteriores cruces se podrán volver a obtener estos padres, recuperando así la bondad previamente pérdida. (Gestal et al., 2010). Existen multitud de algoritmos de cruce. Sin embargo los más empleados son: Cruce de 1 punto. Cruce de 2 puntos. Cruce uniforme.

Las configuraciones son sometidas a recombinación considerando una tasa de recombinación  $p_c$ , donde  $p_c$  asume un valor de 0.9, lo cual quiere decir que en promedio el 90% de las configuraciones seleccionadas son sometidas a

reconfiguración. Donde el proceso de recombinación consiste en elegir aleatoriamente dos configuraciones candidatas a recombinación, generar un numero aleatorio entre (0,1), y si el numero aleatorio es menor que  $p_c$  entonces se realiza la recombinación para las dos configuraciones.

#### **6.4.1.6. Mutación**

Después de realizar una operación de cruce, se produce una mutación. Esto es para evitar que las soluciones de la población caigan en un óptimo local. Los genes individuales de la nueva descendencia se cambian aleatoriamente con una tasa de mutación  $P_m$  (0.05) por lo tanto cada bit de una configuración es sometida a mutación con esta probabilidad. Así, se genera un numero aleatorio entre (0,1) y si este es menor que  $P_m$  se realiza la mutación.

### **6.5. Configurando el algoritmo genético en el SimRunner**

En la figura 38 se presenta la relación entre el modelo de simulación y el algoritmo genético. Primero, se recolecta la información en la entidad prestadora del servicio. Entonces, se crea el modelo de simulación con la herramienta, Promodel, después el algoritmo genético es configurado en el paquete de optimización de Promodel, SimRunner. El modelo de simulación es utilizado para repetir los ciclos de simulación, y el algoritmo genético es aplicado para buscar una configuración cercana al óptimo de los servidores y el personal que minimicen el costo de operación. El AG inicia inmediatamente después de generar la población inicial, que se introduce al modelo de simulación para realizar las pruebas de simulación. Donde el promedio del tiempo de espera en cola y el promedio de clientes que salieron sin ser atendidos obtenido por la simulación se convierte en el valor de aptitud para cada cromosoma. Después se realizan las operaciones, basadas en la selección, cruzamiento y mutación, se obtienen descendientes para reemplazar algunos de los cromosomas en la piscina de apareamiento. Después de evaluar los valores de aptitud de los nuevos cromosomas, se analizan los resultados para decidir si se detiene o continúa a través del proceso de evolución.

Después de realizado el modelo de simulación, se debe construir y ejecutar un proyecto para ser analizado mediante el SimRunner, donde en cada proyecto SimRunner utilizara el algoritmo genético para encontrar simultáneamente valores óptimos para las variables de decisión.

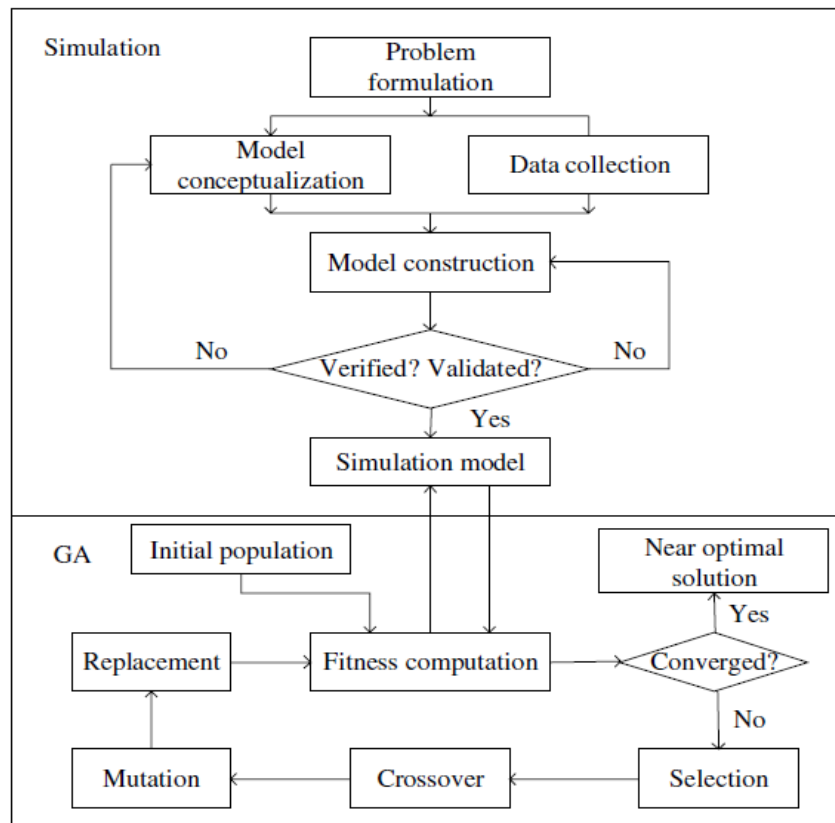
A continuación se describe como se llevó a cabo el proyecto de optimización con el módulo del software Promodel “SimRunner”:

1. Seleccionar las variables de entrada o factores que se van a analizar para encontrar su valor optimo o cercano al óptimo. Para este caso esas variables son:

**$T_i$ : Cantidad de trabajadores laborando en el turno  $i \quad \forall i: 1, 2, 3$**

**$S_j$ : Cantidad de modulos tipo  $j$  necesarios para la prestacion del servicio  $\forall j: 1, 2, 3$**

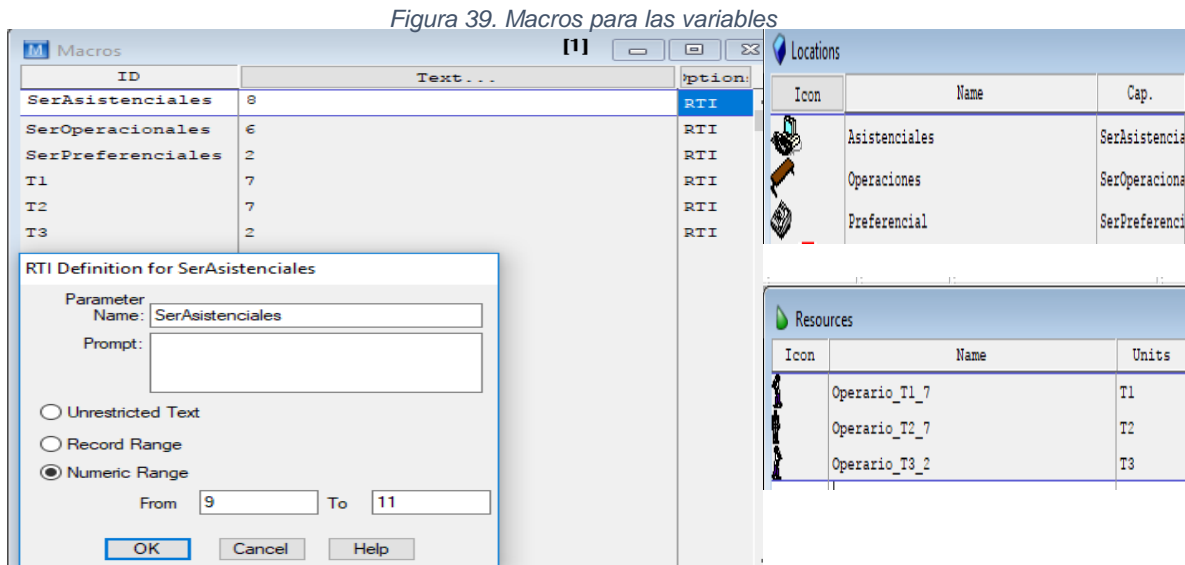
Figura 38. Relación entre la simulación y el algoritmo genético



Fuente: tomado de (Yeh & Lin, 2007)



2. Para cada variable diseñar una macro en Promodel, definiendo el tipo de dato, el límite inferior y superior, configurar las macros en sus respectivas variables (Figura 39)



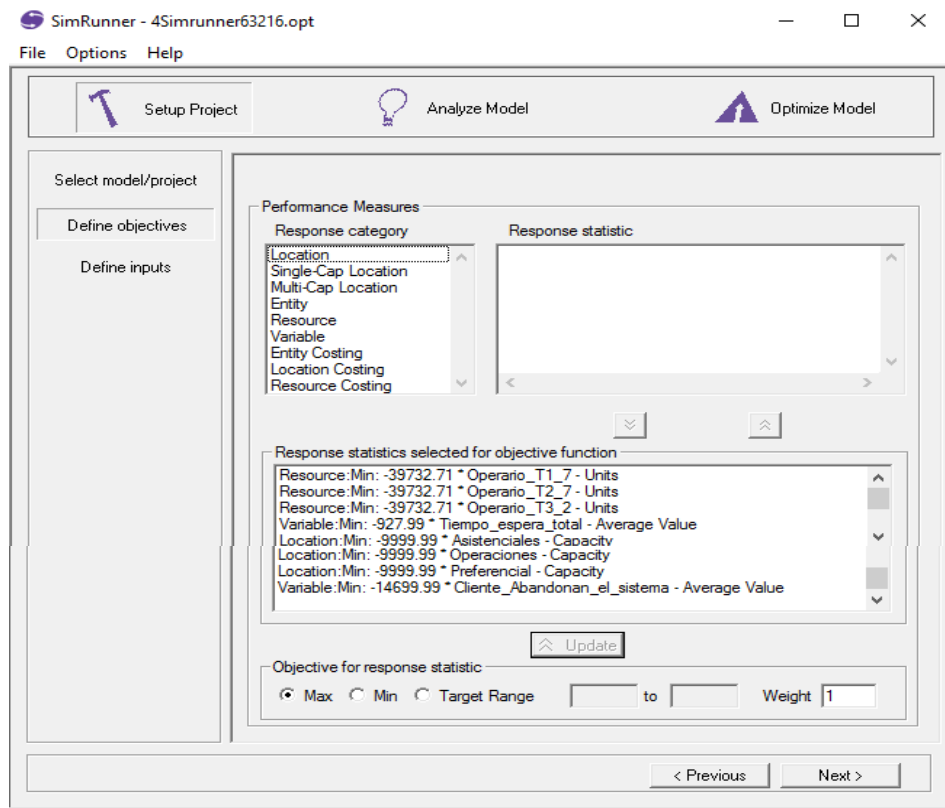
Fuente: ProModel

3. Construir en SimRunner la función objetivo (Figura 40) para medir el costo de cada combinación de factores probado por el AG, donde el objetivo de este proyecto es minimizar el costo de operación del sistema, teniendo en cuenta las variables que comprenden la cantidad de servidores y de personal, las cuales impactan las medidas de rendimiento tiempo de espera y retiro de clientes del sistema de atención, donde la tasa media de retiro estimada de clientes es del 3% para ambas colas, cabe resaltar que para este caso el software de simulación ProModel realiza este retiro de clientes bajo los conceptos de simulación Montecarlo.

Para este caso se construyó la función objetivo con valores negativos, ya que el SimRunner multiplica por (-1) los problemas de minimización. Por lo tanto los resultados arrojados serán positivos.

$$\text{Min}(C_{total}) = \$39.732,71 \sum_{i=1}^n T_i + \$10.000 \sum_{j=1}^m S_j + \$928 * \overline{W_q} + \$14.700 * A_b$$

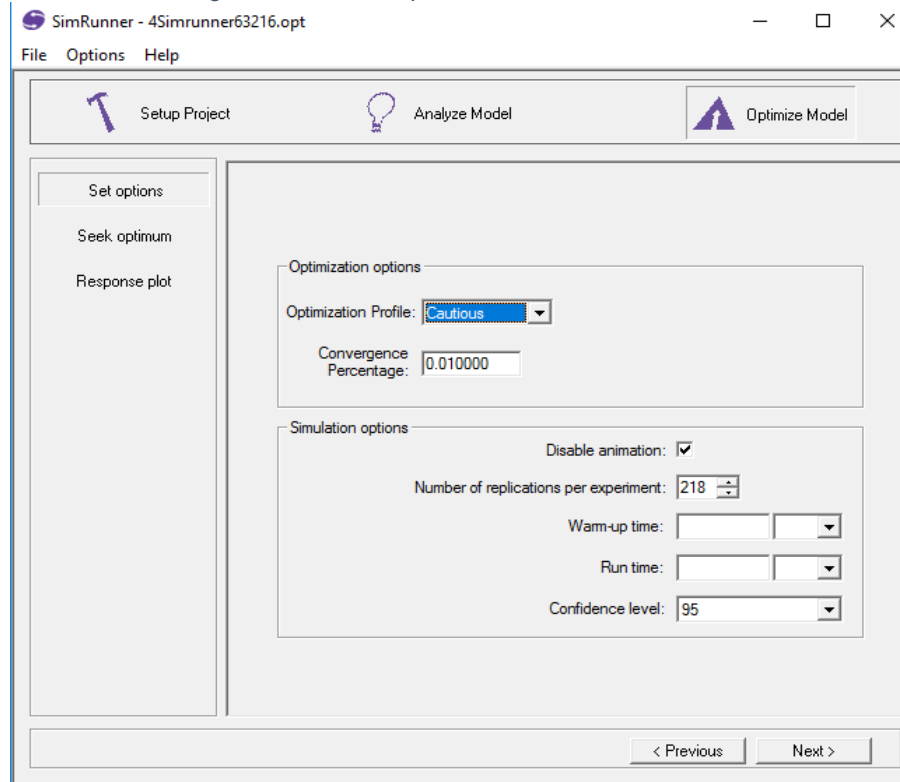
Figura 40. Función objetivo en SimRunner



Fuente: SimRunner

4. Seleccionar los factores que el algoritmo genérico podrá modificar para lograr la función objetivo.
5. Seleccionar en SimRunner el perfil de optimización (Figura 41). Existen tres perfiles de optimización: agresivo, moderado y cauteloso. Para este estudio se escogió el perfil cauteloso. En forma general se puede decir que a mayor cantidad de soluciones evaluadas mayor probabilidad de encontrar la mejor, y mayor el tiempo requerido para llevar a cabo la búsqueda de la solución.

Figura 41. Perfil de optimización en SimRunner



Fuente: SimRunner

Así mismo se debe indicar el porcentaje de convergencia, el número mínimo de generaciones (1) y el número máximo de generaciones (999999) estos están programados por defecto, y controlan durante cuánto tiempo el algoritmo genético de SimRunner ejecutará experimentos antes de detenerse. Con cada experimento, SimRunner registra el valor de la función objetivo. La evaluación de todas las soluciones en la población marca la finalización de una generación.

El número máximo de generaciones especifica la mayoría de las generaciones que SimRunner utilizará para realizar la búsqueda de la solución óptima. El número mínimo de generaciones especifica la menor cantidad de generaciones que SimRunner utilizará para realizar la búsqueda de la solución óptima. Al final de una generación, SimRunner calcula el valor esperado de la función objetivo de la población y lo compara con el mejor valor de la función objetivo de la población. Cuando el mejor y el promedio están en o cerca del mismo valor al final de una generación, todas las soluciones de la población comienzan a parecerse (sus factores de entrada convergen al mismo entorno). Es difícil para los algoritmos

encontrar una mejor solución al problema una vez que las soluciones de la población han convergido. Por lo tanto, la búsqueda del AG se termina generalmente en este punto. El porcentaje de convergencia controla que tan cercanos deben ser entre sí el mejor y el promedio antes de parar la optimización. Donde un porcentaje de convergencia cercano a cero significa que el promedio y el mejor deben ser casi iguales antes de que se detenga la optimización. Un alto porcentaje de valor detendrá la búsqueda temprano, mientras que un porcentaje muy pequeño ejecutará la optimización por más tiempo. Los valores altos para el número máximo de generaciones permiten que SimRunner funcione hasta que satisfaga el porcentaje de convergencia.

### 6.5.1. Análisis de Resultados del AG

Una vez obtenidos las estimaciones de la función objetivo es importante combinar estas soluciones con un conjunto de restricciones, con el fin de identificar qué alternativas son factibles o infectables. Por lo tanto se debe de tener en cuenta que la entidad prestadora del servicio permite tener un máximo de 18 módulos y 17 operarios, así mismo que el tiempo de espera de los clientes sea máximo de veinte cinco minutos (25 min). A continuación se presenta el modelo matemático a tener en cuenta para encontrar la mejor solución al problema después de las soluciones presentadas por el algoritmo genético.

$$\text{Min } (C_{total}) = \$39.732,71 \sum_{i=1}^n T_i + \$10.000 \sum_{j=1}^m S_j + \$928 * \bar{W}_q + \$14.700 * A_b$$

s. a

$$L_i \leq T_i \leq U_i$$

$$L_j \leq S_j \leq U_j$$

$$\bar{W}_q \leq 25$$

$$\sum_{i=1}^3 T_i \leq 17$$

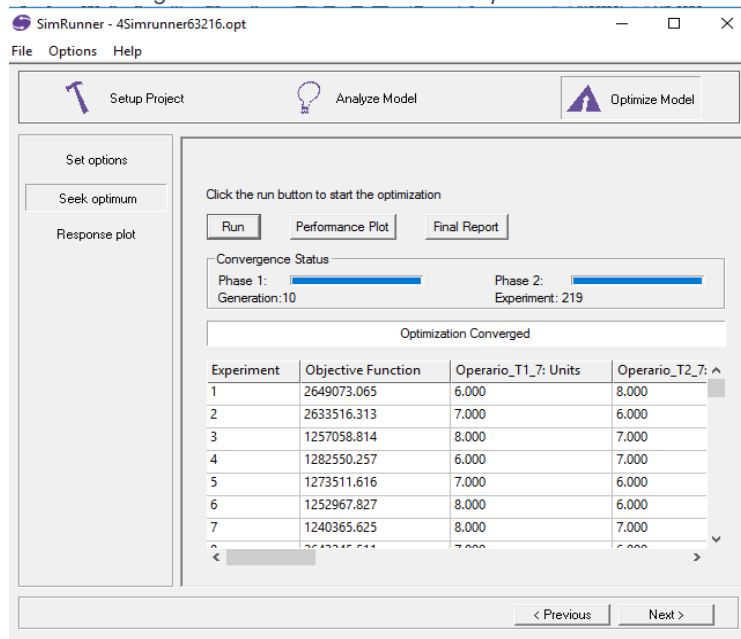
$$\sum_{j=1}^3 S_j \leq 18$$

$$T_i \geq 0 \text{ y entero}, \quad i = 1,2,3 \quad ; \quad A_b \geq 0 \text{ y entero}$$

$$S_j \geq 0 \text{ y entero}, \quad j = 1,2,3 \quad ; \quad \bar{W}_q \geq 0$$

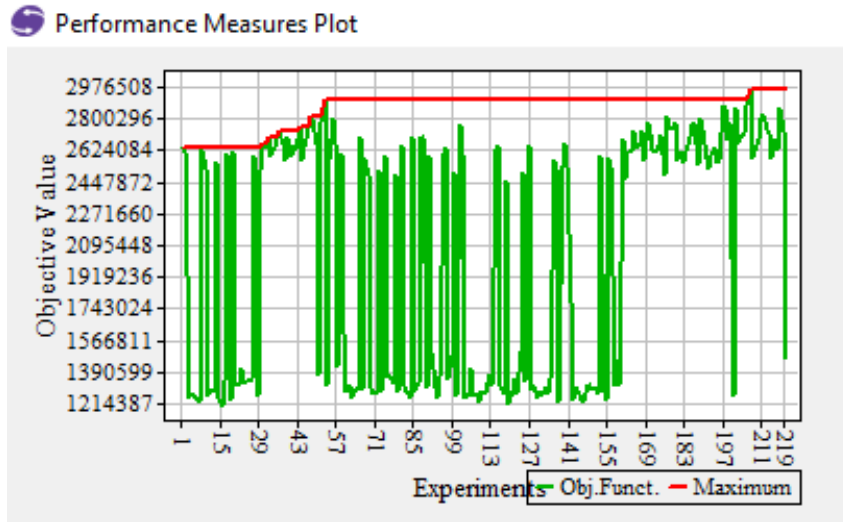
Después de la configuración y de correr el algoritmo genético en el SimRunner, se presentó una tabla con los resultados experimentales Figura 42, así mismo un gráfico con todos los valores de la función objetivo (Figura 43)

Figura 42. Tabla de resultados experimentales



Fuente: Salidas del SimRunner

Figura 43. Gráfico de medidas de rendimiento



Fuente: Salidas del SimRunner

La cantidad de experimentos realizados por el SimRunner fueron 219, donde cada experimento se realizó con 218 réplicas.

Actualmente la configuración de servidores y personal que tiene la entidad prestadora de servicios consta de 16 servidores, distribuidos en 8 asistenciales, 6 operacionales y 2 preferenciales, así mismo tiene tres turnos de trabajo, donde el primer turno (T1) consta de 7 operarios el segundo turno (T2) 7 operarios y el tercer turno (T3) de 2 operarios. Donde esta configuración como se puede ver en los resultados arrojados por la simulación presenta un tiempo de espera promedio de 38.77 minutos y aproximadamente un promedio de 54 clientes que abandonan el sistema. Por lo tanto el costo total de operación de esta configuración es de \$1'620.427 pesos por día.

Teniendo en cuenta los resultados arrojados por el algoritmo, estos se deben analizar, con el fin de encontrar la mejor solución, ya que el algoritmo suele encontrar muchas soluciones competitivas y/o infactibles. Por lo tanto cada solución debe de clasificarse en base a la medida de utilidad de la función objetivo y las restricciones planteadas anteriormente. La cantidad de experimentos realizados por el algoritmo fueron 219, es decir que se presentan 219 configuraciones posibles. Analizando y clasificando estos resultados de acuerdo a las restricciones planteadas, se encuentra que las soluciones quedan reducidas a 13 soluciones

factibles. Donde entre estas 13 soluciones no se encuentra el mínimo valor esperado de la función objetivo arrojado (\$ 1'214.387) experimento N° 15, ya que la combinación de módulos supera la restricción de no sobrepasar los 18 módulos.

A continuación se presenta la tabla 20 con las soluciones factibles, se resaltan en rojo las más significativas.

Tabla 20. Soluciones factibles

N° Exp	FO	T1	T2	T3	$\overline{W}_q$	S1	S2	S3	Ab	Low Ci	HI CI
10	\$1.273.128	6	8	2	24,367	10	6	2	30	\$1.259.177	\$1.287.079
28	\$1.275.472	7	8	2	21,157	10	5	2	28	\$1.264.935	\$1.286.008
62	\$1.257.510	6	8	3	13,962	10	5	3	26	\$1.247.990	\$1.267.031
63	\$1.295.726	7	8	1	23,793	9	5	3	32	\$1.276.317	\$1.315.136
69	\$1.321.432	6	8	3	19,404	9	6	3	30	\$1.307.382	\$1.335.482
73	\$1.295.640	8	7	2	20,167	9	5	3	29	\$1.282.311	\$1.308.969
82	\$1.296.451	8	7	2	22,226	10	6	2	29	\$1.282.618	\$1.310.284
89	\$1.323.071	6	8	3	19,842	9	5	3	31	\$1.305.695	\$1.340.447
108	\$1.243.091	7	7	2	17,749	10	5	3	28	\$1.231.876	\$1.254.306
110	\$1.279.397	7	7	3	21,867	11	5	2	27	\$1.269.078	\$1.289.715
122	\$1.285.078	8	7	2	21,023	11	5	2	28	\$1.274.884	\$1.295.271
127	\$1.306.258	8	6	3	21,560	9	5	3	30	\$1.292.011	\$1.320.505
130	\$1.297.165	7	7	2	23,460	9	5	3	32	\$1.279.665	\$1.314.666

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo a la tabla 20 se pudo evidenciar que el mínimo valor esperado en la función objetivo se presenta en el experimento N°108, el cual presenta costos operacionales en \$1'243.091 por día, donde se deben de tener 18 módulos de atención distribuidos (10 asistenciales, 5 operacionales, 3 preferenciales) con tres turnos de trabajo compuestos por 16 operarios distribuidos (7 operarios el turno 1, 7 operarios el turno 2, 3 operarios el turno 3), donde con esta configuración de módulos y operarios se obtendría un tiempo de espera promedio de 17.74 minutos de espera y se retiran en promedio 28 clientes del sistema. De acuerdo a esta propuesta se deben colocar dos módulos nuevos y mantener los operarios.

De la misma manera se puede identificar que el segundo valor esperado mínimo se presenta en el experimento N° 62, con un costo de operación de \$1'257.510 por día, es decir presenta una diferencia de \$14.419 por día.

Así mismo se pueden analizar los intervalos de confianza con nivel de confianza del 95%, y se evidencia que el intervalo inferior (\$1.247.990) del experimento N° 62 se encuentra en el intervalo de confianza del experimento N°108 [\$1.231.876; \$1.254.306]. Lo interesante de la solución del experimento N°62 y lo que la hace competitiva con el otro experimento es el tiempo de espera promedio de los clientes que es el mínimo entre las soluciones factibles siendo este de 13.69 minutos.

Según (Harrell, 2004) en muchos casos, se realizan simulaciones para comparar dos o más diseños alternativos de un sistema con el objetivo de identificar la mejor en relación con las medidas de rendimiento. La comparación de diseños de sistemas alternativos requiere de un análisis para asegurar que las diferencias observadas son atribuibles a diferencias reales en rendimiento y no a variación estadística. Donde se pueden evaluar configuraciones alternativas realizando varias repeticiones de cada alternativa y comparando los resultados promedio de las repeticiones. Los Métodos estadísticos para hacer este tipo de comparaciones se denominan pruebas de hipótesis. Para estas pruebas, se formula primero una hipótesis y luego se realiza una prueba para ver si los resultados de la simulación nos llevan a rechazar la hipótesis.

De acuerdo a lo anterior se evidencia que hay dos soluciones competitivas y para seleccionar una de estas se procede a realizar la simulación de estos dos experimentos con 218 corridas cada uno, con el fin de determinar las desviaciones de cada experimento y proceder a realizar una prueba de hipótesis para la diferencia de medias.

Para realizar las pruebas de hipótesis para la diferencia de medias se debe:

1. Establecer la hipótesis Nula ( $H_0$ ), la cual indica que el valor de la media 1 ( $\mu_1$ ) no es significativamente diferente del valor de la media 2 ( $\mu_2$ ) dado un nivel de significancia ( $\alpha$ ) y la hipótesis alternativa ( $H_1$ ) se redacta para oponerse a la  $H_0$ . De manera formar:



$$H_0: \mu_1 = \mu_2 \text{ o equivalente } H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2 \text{ o equivalente } H_0: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

2. Definir el nivel de significancia ( $\alpha$ )
3. Calcular el estadístico de prueba Z:

$$Z = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

4. Criterio de decisión: Se acepta la hipótesis nula si  $-Z_{\frac{\alpha}{2}} < Z_u < +Z_{\frac{\alpha}{2}}$

A continuación se presenta la prueba de hipótesis para comparar el valor esperado de la función objetivo de los experimentos N° 108 y el experimento N°62. Donde el valor medio de las muestras son  $(\bar{x}_1)$  \$1'243.091 y  $(\bar{x}_2)$  \$1'257.510 con desviaciones  $(\sigma_1)$  \$84.482 y  $(\sigma_2)$  \$71.716 respectivamente.

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

El objetivo de esta prueba de hipótesis consisten en responder si ¿Podemos concluir, a un nivel de significancia del 0.05, que el valor esperado de la función objetivo del experimento N° 108 y el experimento N°62 no presentan diferencia significativa?

El estadístico de prueba para la hipótesis planteada anteriormente es  $Z = 1.92$

**Decisión:** se evidencia que el estadístico de prueba se encuentra en el intervalo  $-1.96 < 1.92 < 1.96$ , por lo tanto no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula. Es decir que el valor esperado de la función objetivo del experimento N° 108 no es significativamente diferente del valor esperado de la función objetivo del experimento N°62. El intervalo de confianza del 95% para la diferencia entre las medias es [\$-29.171,6; \$331,61].

De acuerdo a lo anterior se determina que ambas configuraciones de servidores y personal presentadas por estos experimentos se pueden utilizar. Por lo tanto la decisión se tomara en término de las mejoras dadas en el valor esperado del tiempo de espera de los clientes y con el fin de validar diferencias estadísticamente significativas entre los experimentos (108 y 62) se realiza una prueba de hipótesis para el valor esperado del variable tiempo de espera total con un nivel de significancia del 0.05.

Donde el valor medio de las muestras es  $(\bar{x}_1)$  17.75 minutos y  $(\bar{x}_2)$  13.92 con desviaciones  $(\sigma_1)$  6.39 y  $(\sigma_2)$  3.94 respectivamente.

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

El estadístico de prueba para la hipótesis planteada anteriormente es  $Z=7.53$

**Decisión:** teniendo en cuenta que el estadístico de prueba no se encuentra en el intervalo  $-1.96 < Z < 1.96$ , se concluye que no hay suficiente evidencia estadística para aceptar la hipótesis nula. Es decir que el promedio de tiempo de espera total del experimento N° 108 es significativamente diferente del promedio de tiempo de espera total del experimento N°62. Donde el intervalo de confianza del 95% para la diferencia de las medias es [2.83; 4.83], lo que quiere decir que el promedio de tiempo total del experimento N°108 es mayor que el del experimento N°62.

Por lo tanto se determina que la compañía debe establecer 18 módulos de atención distribuidos de la siguiente manera: 10 módulos asistenciales, 5 módulos operacionales, 3 módulos preferenciales, así mismo 17 operarios asignado 6 operarios al primer turno, 8 operarios al segundo turno y 3 operarios al tercer turno, ya que esto permite reducir el promedio de tiempo de ciclo a 13.96 minutos y la cantidad promedio de clientes que abandonan el sistema a 26 clientes. Variando el promedio de costo de operación entre [\$1.247.990; \$1.267.031]

## 6.6. Análisis de resultados del modelo propuesto

A continuación se realiza el análisis de las salidas del modelo de simulación propuesto dadas las soluciones del algoritmo genético.

### 6.6.1. Estado de las medidas de rendimiento

En la tabla 21 se presenta el resumen de las medidas de rendimiento de interés.

*Tabla 21. Estadísticas de salidas de las medidas de rendimiento modelo propuesto*

Nombre	Replicación	Valor máximo	Valor Actual	Valor Promedio
<b>Tiempo de ciclo clientes (Min)</b>	Promedio	73,79	52,03	20,74
	Desviación	18,01	15,21	4,37
<b>Tiempo de espera1 (Min)</b>	Promedio	16,67	7,06	5,36
	Desviación	2,29	1,35	0,22
<b>Tiempo de espera2 (Min)</b>	Promedio	40,59	25,05	8,63
	Desviación	17,77	12,88	3,91
<b>Tiempo espera total (Min)</b>	Promedio	46,33	32,11	13,96
	Desviación	17,64	13,02	3,95
<b>Cantidad de Clientes en el sistema</b>	Promedio	134,89	0,00	54,04
	Desviación	21,45	0,00	10,60
<b>Cantidad de Clientes Abandonan el sistema</b>	Promedio	53,79	53,79	26,47
	Desviación	10,62	10,62	4,76

Fuente: Elaboración Propia

En esta tabla se puede evidenciar que los clientes están pasando desde el momento en que entran hasta que salen del sistema en promedio 20.74 minutos con una desviación de 4.37 minutos, es decir que los clientes pueden pasar en el sistema entre (7.63 y 33.85) minutos teniendo en cuenta la  $(\bar{x} \pm 3S)$ , donde de este tiempo de ciclo se evidencia que el tiempo de espera total presenta un valor medio de  $(13.96 \pm 3.95)$  minutos, donde el tiempo de espera medio en las sillas de espera es de 8.63 minutos y el de la cola inicial de 5.36 minutos.

### 6.6.2. Estado de las locaciones

Se presenta la tabla 22 la cual resume el comportamiento del estado de las locaciones.

Tabla 22. . Estadísticas de salidas de las Locaciones modelo propuesto

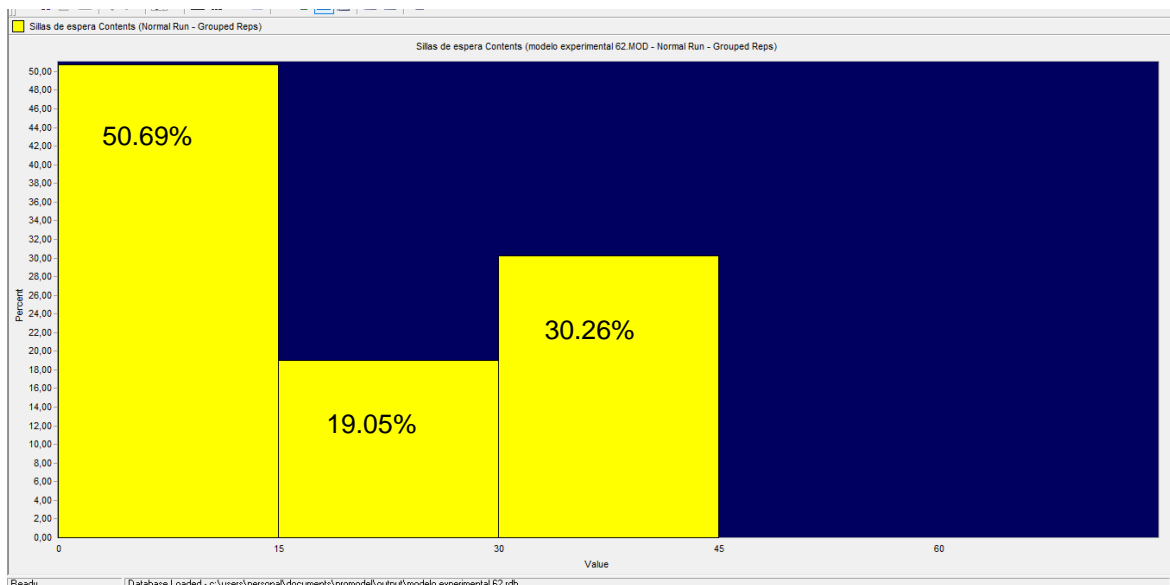
Nombre	Replicación	Promedio de tiempo por entrada (MIN)	Promedio de contenido	Contenido máximo	% Utilización
<b>Entrada</b>	Promedio	2,16	5,45	67,20	0,00
	Desviación	0,69	1,76	15,14	0,00
<b>Cola de espera</b>	Promedio	5,29	13,32	30,00	44,40
	Desviación	0,22	0,71	0,00	2,35
<b>Recepcion1</b>	Promedio	0,48	0,66	1,00	66,31
	Desviación	0,02	0,02	0,00	2,41
<b>Recepcion2</b>	Promedio	0,48	0,63	1,00	63,36
	Desviación	0,02	0,02	0,00	2,18
<b>Sillas de espera</b>	Promedio	7,20	17,22	39,84	43,04
	Desviación	2,13	5,19	0,89	12,98
<b>Asistenciales</b>	Promedio	5,39	8,37	10,00	83,73
	Desviación	0,29	0,52	0,00	5,23
<b>Operaciones</b>	Promedio	3,54	2,11	5,00	42,17
	Desviación	0,30	0,21	0,00	4,18
<b>Preferencial</b>	Promedio	8,24	1,97	3,00	65,54
	Desviación	0,73	0,25	0,00	8,41
<b>Salida</b>	Promedio	0,00	0,00	1,00	0,00
	Desviación	0,00	0,00	0,00	0,00
<b>Cola Espera 2</b>	Promedio	1,85	4,43	37,97	0,00
	Desviación	1,84	4,42	22,61	0,00

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 18 se puede evidenciar que la utilización promedio de las sillas de espera es del 43.04% y el 50% del tiempo se encuentran esperando entre 0 y 15 clientes en esta locación (Ver figura 44), así mismo la cola de espera 2 presenta un promedio de tiempo de 1.85 minutos, con un contenido promedio de 5 clientes. Posterior a la espera 2 se encuentran los servidores asistenciales, operacionales y preferenciales, donde se puede ver que la utilización promedio de estos es 83.73%, 42.17% y

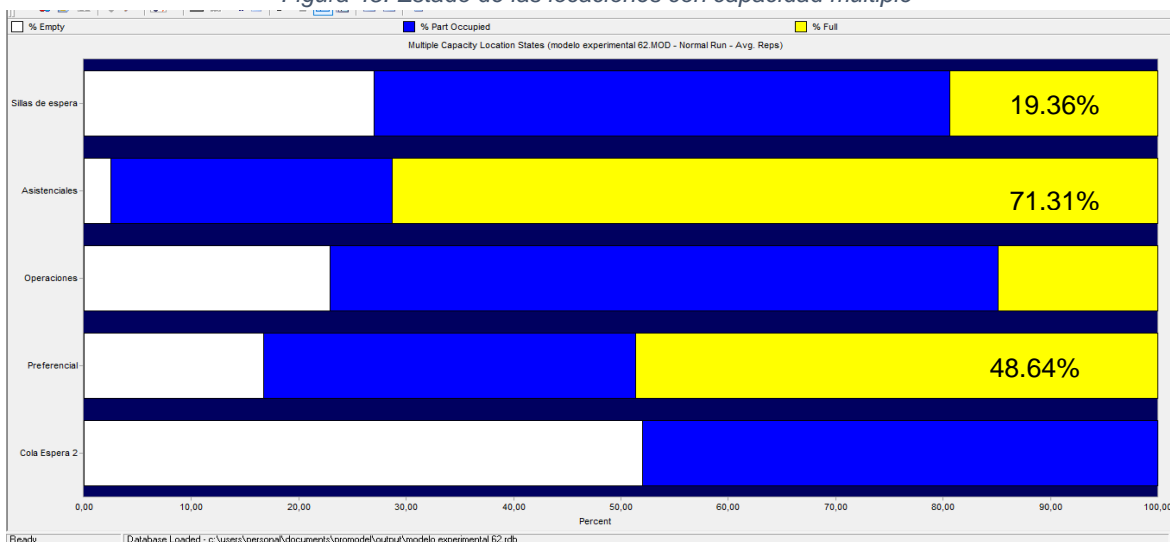
65.54%. Lo que indica que los servidores asistenciales y preferenciales están laborando adecuadamente. Se presenta la figura 45 en la cual se puede ver discriminada la utilización de las locaciones con múltiple capacidad en términos del % de tiempo ocioso (barra blanca), % ocupación de la locación (Barra Azul) y el % de tiempo que la locación está a máxima capacidad o llena (Barra Amarilla).

Figura 44. Promedio de contenido en las sillas de espera modelo propuesto



Fuente: salida grafica de ProModel

Figura 45. Estado de las locaciones con capacidad múltiple



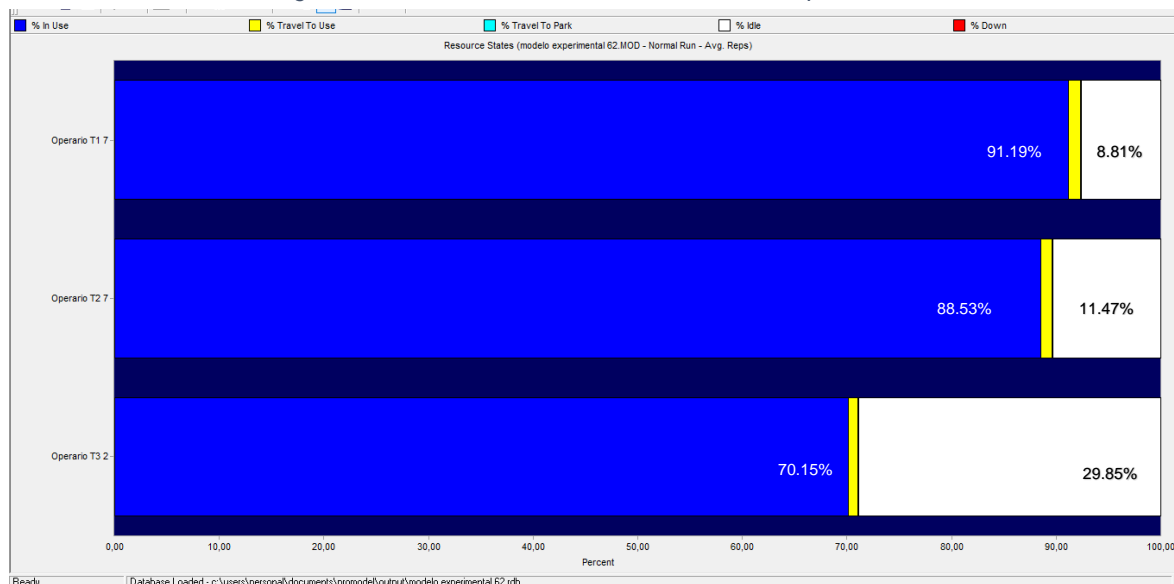
Fuente: salida grafica de ProModel

En esta gráfica se puede observar como las sillas de espera están operando de forma normal donde se llenan solamente en un 19.36% del tiempo, de la misma manera los módulos asistenciales y preferenciales están llenos el 71.31% y un 48.64% del tiempo. Lo anterior quiere decir que estos servidores están trabajando adecuadamente, aunque los módulos asistenciales presentan mayor trabajo donde esto es presentado por el tipo de solicitud de los clientes.

### 6.6.3. Estado de los recursos

A continuación en la figura 46 se presenta el estado de los recursos en términos del % de uso (Barra azul), % de tiempo viajando (Barra Amarilla) y el % de tiempo ocioso (Barra Blanca).

Figura 46. Estado de los recursos de los módulos posteriores



Fuente: salida grafica de ProModel

En este gráfico se puede evidenciar que los operarios del primer turno son los que más % de utilización presentan (91.19%), luego los operarios del turno 2 (88.53%) y por último los operarios del turno 3 (70.15%), lo anterior no indica que las cargas de trabajo del turno 1 y 2 están balanceadas y las del tercer turno presentan mayor tiempo ocioso, donde esto es normal para el turno 3, ya que este inicia al medio día cuando las entradas de clientes son menores.

## 7. CONCLUSIONES

- En esta investigación, se determinó una configuración de servidores y personal adecuada para la prestación del servicio en el área de autorizaciones y prestaciones económicas de una institución de salud, disminuyendo el tiempo de espera de los clientes en un 52.82% y la cantidad de clientes que abandonan el sistema en un 50.66%, de la misma manera se lograron balancear las cargas de trabajo para cada uno de los turnos de trabajo y minimizar el costo de operación del sistema pasando de \$1'620.416 por día a \$1'257.510 por día, lo que representa una disminución del 22.4% en los costos totales diarios. Esto se logró aplicando un algoritmo genético a un sistema de colas modelado bajo un entorno de simulación discreta.
- Los datos para la construcción del modelo fueron recolectados sistemáticamente, se analizaron para probar la independencia y homogeneidad. Además, se determinó el ajuste de los datos a distribuciones teóricas como la Poisson y la Exponencial, lo que permitió vincular el componente estocástico para la correcta configuración del modelo de simulación, así mismo con el fin de generar una salida válida que permitiera tomar decisiones correctas se tuvo en cuenta que para la determinación de los procesos experimentales, tales como el número de réplicas y la forma en cómo se recopilan las estadísticas, dependía de si se realizaba una simulación terminante o no terminante. Para esta investigación se realizó una simulación terminante dada la naturaleza del problema.
- De acuerdo con el análisis de salidas del modelo de simulación se determinó que las variables que afectaron las medidas de rendimiento tiempo de espera y retiro de clientes del sistema, fueron la configuración de los servidores y la asignación de operarios a cada turno de trabajo. Este análisis permitió plantear la función objetivo del problema, donde el objetivo de esta es minimizar los costos totales de operación.

- Es importante reconocer que la simulación, por sí sola, no resuelve un problema. La simulación simplemente proporciona un medio para evaluar las soluciones propuestas, estimando como es el compartiendo de estas, por lo tanto los algoritmos genéticos son un método adecuado para resolver problemas de optimización basados en simulación. Ya que estos han demostrado ser robustos en su capacidad para resolver una gran variedad de problemas y su facilidad de uso los convierte en una opción práctica para la optimización basada en la simulación. Así mismo debe recordarse, que la cuestión práctica no es que la técnica de optimización garantice la localización de la solución óptima, sino más bien, que la técnica de optimización encuentre mejores soluciones al problema de la que los analistas pueden encontrar por sí mismos (Harrell, 2004).
- Se analizaron y clasificaron las soluciones encontradas por el algoritmo genético aplicado al modelo de simulación, donde se encontraron 219 resultados, entre los cuales 13 resultados cumplieron con las restricciones de límite superior propuestas para la cantidad de módulos, operarios y tiempo de espera promedio. Donde de estas 13 soluciones se encontraron dos soluciones competitivas en términos de su medida de costos, por lo que se utilizaron métodos estadísticos como los intervalos de confianza y las pruebas de hipótesis para comparar diferencias estadísticamente significativas para las soluciones candidatas, lo que aclaro un poco más la decisión sobre la selección de solo un experimento.
- De acuerdo al algoritmo genético aplicado por el SimRunner al modelo de simulación, las restricciones de límite superior, los métodos estadísticos utilizados y el análisis del sistema, se determinó que el experimento N°62 es el adecuado para la empresa. donde este establece que la compañía debe tener 18 módulos de atención distribuidos de la siguiente manera: 10 módulos asistenciales, 5 módulos operacionales, 3 módulos preferenciales,



así mismo 17 operarios asignado 6 operarios al primer turno, 8 operarios al segundo turno y 3 operarios al tercer turno, ya que esto permite reducir el promedio de tiempo de ciclo a 13.96 minutos y la cantidad promedio de clientes que abandonan el sistema a 26 clientes. Variando el promedio de costo de operación con un 95% de confianza en el intervalo [\$1.247.990; \$1.267.031].

## 8. BIBLIOGRAFIA

- Abad, R. C. (2002). *Introducción a la Simulación y a la Teoría de Colas*. Retrieved from <https://books.google.com/books?id=IET6IPBm2vMC&pgis=1>
- Akbay, K. (1996). Using simulation optimization to find the best solution. *IIE Solutions*, 24–29.
- Amaran, S., Sahinidis, N. V., Sharda, B., & Bury, S. J. (2016). Simulation optimization: a review of algorithms and applications. *Annals of Operations Research*, 240(1), 351–380. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2019-x>
- Ammeri, A., Hachicha, W., Chabchoub, H., & Masmoudi, F. (2011). A comprehensive literature review of mono-objective simulation optimization methods. *Advances in Production Engineering & Management (APEM)*, 6(4), 291–302.
- Andradottir, S. (1998). *Handbook of simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications, and practice. Chapter 9*. (J. Banks, Ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Azadivar, F. (1999). Simulation optimization methodologies. *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*.
- Bäck, T., & Schwefel, H.-P. (1993). An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization. *Evolutionary Computation*, 1–23. <https://doi.org/10.1162/evco.1993.1.1.1>

- Banks, J., & Carson, J. S. (1996). *Discrete-event System Simulation*. (2nd ed.). Prentice Hall.
- Barton, R. R., & Ivey, J. S. (1996). Nelder-Mead Simplex for Simulation Modifications Optimization. *Management Science*, 42(7), 954–973.
- Biethahn, J., & Nissen, V. (1994). Combinations of simulation and Evolutionary Algorithms in management science and economics. *Annals of Operations Research*, 183–208.
- Boesel, J., Glover, F., Bowden, R. O., & Kelly, J. P. (2001). Future of simulation optimization. *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*.
- Bowden, R., & Bullington, S. F. (1995). An Evolutionary Algorithm for Discovering Manufacturing Control Strategies. *Evolutionary Algorithms in Management Applications*.
- Bowden, R. O., & Hall, J. D. (1998). Simulation optimization research and development. *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, 2, 1693–1698. <https://doi.org/10.1109/WSC.1998.746048>
- Bowden, Neppalli, R., & Calvert, A. (1995). A Robust Method for Determining Good Combinations of Queue Priority Rules. *Fourth International Industrial Engineering Research Conference, Nashville, TN, Ed. Schmeiser, B. and R. Uzsoy. Norcross, GA: IIE*.
- Carro Paz, R., & González Gómez, D. (2012). Modelos de Líneas de espera. *Administración de Las Operaciones*, 1–16.
- Carson, Y., & Maria, A. (1997). Simulation Optimization: Methods And Applications. *Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference*, 118–126. <https://doi.org/10.1109/WSC.1997.640387>
- Chase, R., Jacobs, R., & Aquilano, N. (2009). *Administración de operaciones: Producción y Cadena de suministros* (Duodécima). McGraw-Hill.
- De Angelis, V., Felici, G., & Impelluso, P. (2003). Integrating simulation and

- optimisation in health care centre management. *European Journal of Operational Research*, 150(1), 101–114. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00791-9](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00791-9)
- De la fuente Garcia, D., & Diez Pino, R. (2001). *Teoria de Lineas de Espera: Modelos de Colas*. Universidad de Oviedo.
- Deb, K. (2004). Multi-objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. *John Wiley & Son*.
- Dunna, E., Reyes, H., & Barrón, L. (2013). *Simulación y analisis de sistemas con Promodel* (2daEdicion ed.). Pearson, Mexico.
- Faccenda, J. F., & Tenga, R. F. (1992). A combined simulation/optimization approach to process plant desing. *Proceedings of the 1992 Winter Simulation Conference*, 1256–1261.
- Fernandez, R., Luque, J., Gallego, M., Gonzalez, A., & Nuñez, T. (2002). Algoritmos genéticos para la resolución de problemas de Programación por Metas Entera. Aplicación a la Economía de la Educación. *Departamento de Economia Aplicada. Universidades de Malaga*.
- Fu, M. C. (1994). Optimization via simulation: A review. *Annals of Operations Research*, 53, 199–247.
- Fu, M. C. (2002). Optimization for simulation: Theory vs. practice. *INFORMS Journal on Computing*, 14(3), 192–215. <https://doi.org/10.1287/ijoc.14.3.192.113>
- Fu, M. C., Carson, J. S., Harrell, C. R., Kelly, J. P., Glover, F., Robinson, S. M., ... Ho, Y.-C. (2000). Integrating optimization and simulation: research and practice. *Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference*, 610–616.
- Fu, M. C., Glover, F., & April, J. (2005). Simulation optimization: A review, new developments, and applications. *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, 2005(1), 83–95. <https://doi.org/10.1109/WSC.2005.1574242>
- Fu, M. C., & Hill, S. D. (1997). Optimization of discrete event systems via

- simultaneous perturbation stochastic approximation. *IIE Transactions*, 29(3), 233–243. <https://doi.org/10.1080/07408179708966330>
- Garcia, J. (2016). Aplicando Teoria de Colas en Dirección de Operaciones. *Universidad Politecnica de Valencia*, 1–86.
- Gestal, M., Rivero, D., Rabuñal, J. R. J., Dorado, J., & Pazos, A. (2010). *Introducción a los algoritmos genéticos y la programación genética*. Universidade Da Coruña.
- Glover, F. (1990). Tabu Search: A Tutorial. *Interfaces*, 20, 74–94.
- Glover, F., Kelly, J. P., & Laguna, M. (1999). New advances for wedding optimization and simulation. *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*, 255–260.
- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley Publishing Company Inc.
- Granada Echeverri, M. (2013). *ALGORTIMOS EVOLUTIVOS Y TÉCNICAS BIO-INSPIRADAS -de la teoría a la práctica-*. Universidad Tecnológica de Pereira.
- Gross, D., & Harris. Carl. (1998). *Fundamentals of queueing theory* (3rdEdition ed.). New York: Chichester: John Wiley.
- Hall, J. D., Bowden, R. O., & Usher, J. M. (1996). Using evolution strategies and simulation to optimize a pull production system. *Journal of Materials Processing Technology*, 61(1–2), 47–52. [https://doi.org/10.1016/0924-0136\(96\)02464-8](https://doi.org/10.1016/0924-0136(96)02464-8)
- Harrell, C. R. (2004). Simulation Optimization. In *Simulation Using Promodel* (2ndEdition ed., pp. 285–310). The McGraw-Hill Companies, 2004.
- Harrell, C. R., & Field, K. C. (2001). Simulation modeling and optimization using ProModel Technology. *Simulation Conference, 2001.* , 226–232.
- Harrell, C. R., Ghosh, & Bowden, R. O. (2004). Simulation Output Analysis. In *Simulation Using Promodel* (Second, pp. 221–252). The McGraw-Hill Companies, 2004.

- Hillere, F., & Liberman, G. (2002). *Investigacion de operaciones* (7maEdicion ed.). Mexico: McGraw-Hill.
- Holland, J. H. (1992). Genetic Algorithms. *Scientific American*.  
<https://doi.org/10.1137/0202009>
- Hong, L. J., & Nelson, B. L. (2006). Discrete Optimization via Simulation Using COMPASS. *Operations Research*, 54(1), 115–129.  
<https://doi.org/10.1287/opre.1050.0237>
- Kamlesh, M., & Solow, D. (1996). *Investigacion de operaciones: el arte de la toma de decisiones*. (1stEdition ed.). Prentice Hall.
- Koza, J. R. (1992). *Genetic Programming. On the Programming of Computers by Means of natural Selection*. The MIT Press.
- Lacksonen, T. (2001). Empirical comparison of search a algorithms for discrete event simulation. *Computer & Industrial Engineering*, 40, 133–148.
- Law, A. M., & Kelton, W. D. (1991). *Simulation modeling and analysis*. McGraw-Hill International Education (2ndEdition ed., Vol. 2). McGraw-Hill International Education. <https://doi.org/10.1145/1667072.1667074>
- Maketon, M. (1987). Optimization in simulation: a survey of recent results. *Proceedings of the 1987 Winter Simulation Conference*, 58–67.
- Melián, B., Pérez, J., & Vega, M. (2003). Metaheurísticas: una visión global. *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 7, 19.
- Mishra, V., Bhatnagar, S., & Hemachandra, N. (2007). Discrete parameter simulation optimization algorithms with applications to admission control with dependent service times. *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*, 2986–2991. <https://doi.org/10.1109/CDC.2007.4434229>
- Osman, I., & Kelly, J. P. (1996). Meta-Heuristics: theory and applications. *Boston: Kluwer Academic*, 1–21.
- Papoulis Athanasios. (1991). *Probability, Random Variables and Stochastic*

- Processes* (3RaEdicion ed.). Mc-Graw Hill.
- Pegden, D., & Gately, M. (1977). Decision Optimization For GASP IV Simulation Models. *Proceedings of the 1977 Winter Simulation Conference*.
- Pegden, D., & Gately, M. (1980). A decision optimization module for SLAM. *Simulation*, 18–25.
- Price, R. N., & Harrell, C. R. (1999). Simulation modeling and optimization using promodel. *Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference*, 208–214.
- Rendon, R., Zuluaga, A., & Ocampo, E. (2008). *Técnicas Metaheurísticas de Optimización* (2da Ed.). Universidad Tecnológica de Pereira (UTP).
- Sadowski, R. P., Pegden, D., & Shannon, R. (1995). *Introduction to Simulation Using Siman* (2nd Ed.). McGraw-Hill Higher Education.
- Schwefel, H. (1981). *Numerical Optimization of Computer Models*. John Wiley & Sons Ltd.
- SimRunner. (1996). *SimRunner User's Guide ProModel Edition*. Decision Science, Inc.
- Taha, H. A. (2012). *Investigación de Operaciones* (9naEdition ed.). Mexico: Pearson Educación.
- Tekin, E., & Sabuncuoglu, I. (2004). Simulation optimization: A comprehensive review on theory and applications. *IIE Transactions*, 36(11), 1067–1081.
- Tompkins, G., & Azadivar, F. (1995). Genetic algorithms in optimizing simulated systems. *Proceedings of the 1995 Winter Simulation Conference*, 757–762.  
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1145/224401.224726>
- Velez, M., & J., M. (2007). Metaheurísticos: Una Alternativa Para La Solución De Problemas Combinatorios En Administración De Operaciones. *Revista EIA*, 99–115.
- Vidal, A. (2013). Algoritmos Heuristicos en Optimizacion. *Universidad de Santiago de Compostela*.

- Wang, L. F., & Shi, L. Y. (2013). Simulation Optimization: A Review on Theory and Applications. *Acta Automatica Sinica*, 39(11). [https://doi.org/10.1016/S1874-1029\(13\)60081-6](https://doi.org/10.1016/S1874-1029(13)60081-6)
- Yeh, J., & Lin, W. (2007). Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department. *Expert Systems with Applications*, 32(4), 1073–1083. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.017>
- Zapata, C. J. (2015). Distribuciones de Probabilidad. In *Análisis Probabilístico y Simulación* (pp. 1–63). Universidad Tecnológica de Pereira.

## 9. ANEXOS

### 9.1. Anexo 1. Pruebas de aleatoriedad e independencia

**Llegadas al Sistema: 7:00 am – 8:00am**

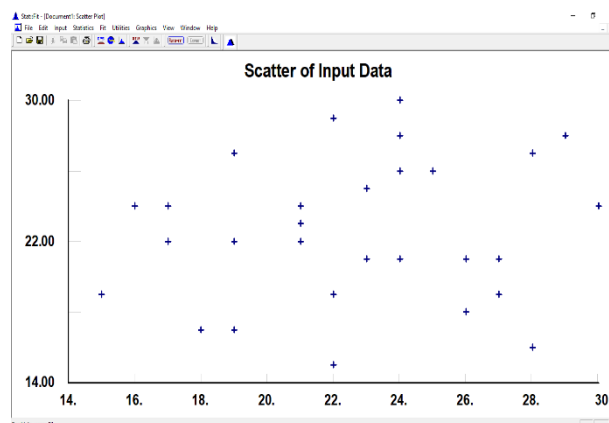
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	14
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	0.743223
level of significance	5.e-002
runs statistic(2.5e-002)	1.95996
p-value	0.457346
result	DO NOT REJECT



**Llegadas al Sistema: 11:00 am – 2:00 pm**

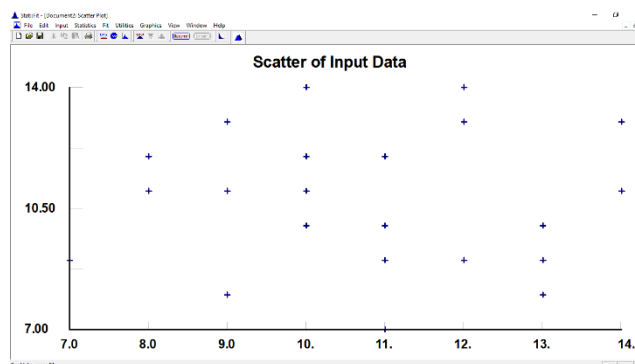
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	11
points below median	13
total runs	12
mean runs	12.9167
standard deviation runs	2.37826
runs statistic	0.385437
level of significance	5.e-002
runs statistic(2.5e-002)	1.95996
p-value	0.699914
result	DO NOT REJECT





**Llegadas al Sistema: 8:00 am – 11:00 pm y 1:30 pm – 6:00pm**

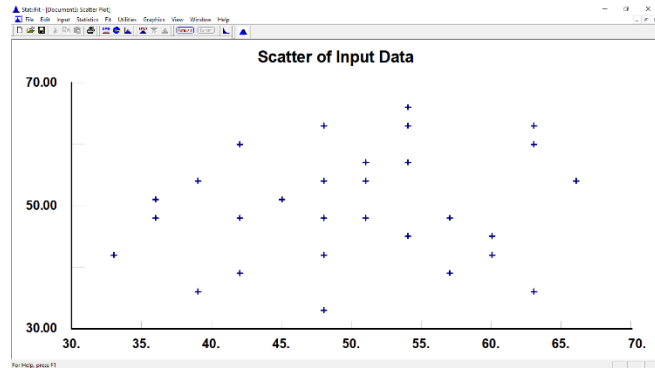
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	14
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	0.743223
level of significance	5.e-002
runs statistic[2.5e-002]	1.95996
p-value	0.457346
result	DO NOT REJECT



**Tiempo de atención de recepción de entrega de turnos**

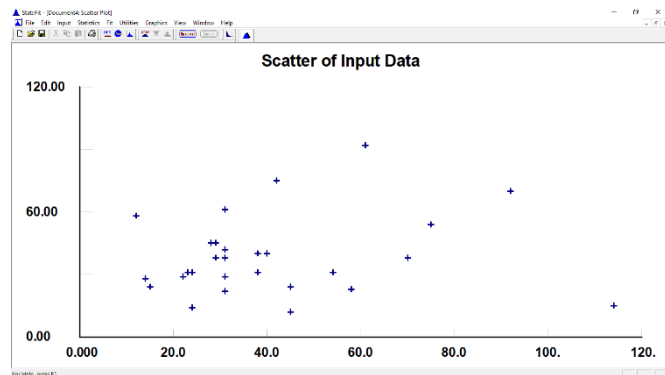
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	15
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	0.371612
level of significance	5.e-002
runs statistic[2.5e-002]	1.95996
p-value	0.710182
result	DO NOT REJECT



## Tiempo de atención módulos Asistenciales

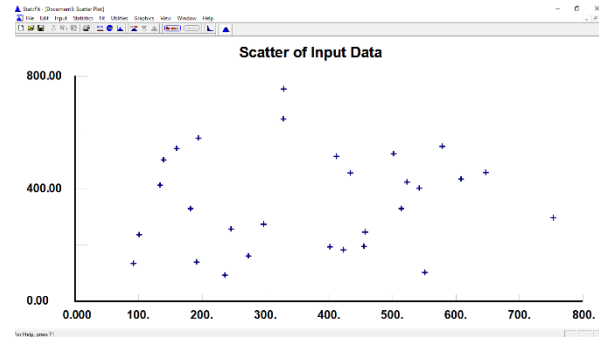
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	14
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	0.743223
level of significance	5.e-002
runs statistic[2.5e-002]	1.95996
p-value	0.457346
result	DO NOT REJECT



## Tiempo de atención módulos preferenciales

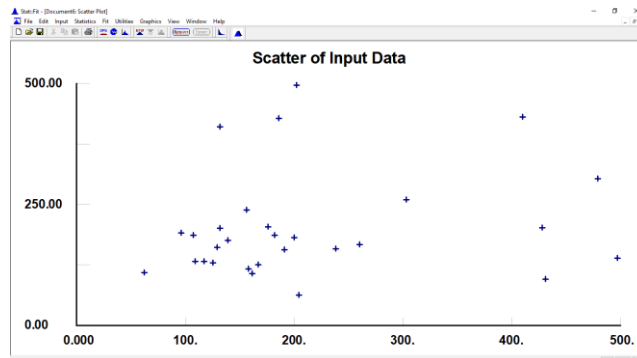
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

runs test on input

runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	13
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	1.11484
level of significance	5.e-002
runs statistic[2.5e-002]	1.95996
p-value	0.264921
result	DO NOT REJECT



## Tiempo de atención módulos Operacionales

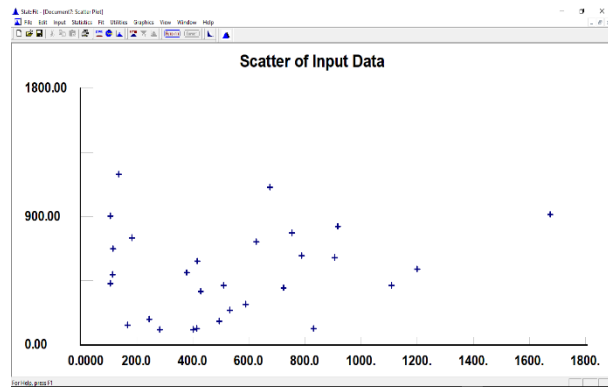
Ho: los datos son aleatorios

H1: Existe algún patrón en los datos que se repite con frecuencia

## runs test on input

### runs test (above/below median)

data points	30
points above median	15
points below median	15
total runs	13
mean runs	16.
standard deviation runs	2.69098
runs statistic	1.11484
level of significance	5.e-002
runs statistic(2.5e-002)	1.95996
p-value	0.264921
result	DO NOT REJECT



## 9.2. Anexo 2. View Text modelo de simulación actual

```

*****
*                                     *
*               Formatted Listing of Model:               *
* C:\Users\PERSONAL\Google Drive\Iesis investigacion de operaciones y estadística\CafeS1\modelo actual.MOD *
*                                     *
*****

Time Units:           Minutes
Distance Units:       Meters

*****
*                                     *
*               Locations               *
*                                     *
*****

Name      Cap      Units Stats      Rules      Cost
-----
Calle      inf      1      None      Oldest.
Entrada     INF      1      Time Series Oldest. FIFO.
Cola_de_espera 30      1      Time Series Oldest. FIFO, First
Recepcion1  1      1      Time Series Oldest. , First
Recepcion2  1      1      Time Series Oldest. , First
Sillas_de_espera 40      1      Time Series Oldest. , First
Asistenciales SerAsistenciales 1      Time Series Oldest. ,
Operaciones SerOperacionales 1      Time Series Oldest. ,
Preferencial SerPreferenciales 1      Time Series Oldest. ,
Salida      INF      1      Time Series Oldest. ,
Cambio_de_Turno 1      1      None      Oldest.
Cola_Espera_2 INF      1      Time Series Oldest. FIFO.

*****
*                                     *
*               Clock downtimes for Locations               *
*                                     *
*****

Loc      Frequency      First Time      Priority      Scheduled Disable Logic
-----
Entrada  24 HR      11 HR      999      Yes      Yes      DISPLAY "TERMINA JORNADA LABORAL"
                                     WAIT 760 MIN
                                     DISPLAY "COMIENZA JORNADA LABORAL"

*****
*                                     *
*               Entities               *
*                                     *
*****

Name      Speed <mpm>      Stats      Cost
-----
Cliente    50      Time Series

*****
*                                     *
*               Resources               *
*                                     *
*****

Name      Units Stats      Res Search      Ent Search      Path      Motion      Cost
-----
Operador_principal 1      By Unit      Closest      Closest      Red_Turno
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm
Operador_secundario 1      By Unit      Closest      Closest      Red_Turno
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm
Turno_tarde      1      By Unit      Closest      Closest      Red_Turno
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm
Operario_I1_7      T1      By Unit      Least Used Oldest      Red_turno_ModulosPosteriores
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm
Operario_I2_7      T2      By Unit      Least Used Oldest      Red_turno_ModulosPosteriores
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm
Operario_I3_2      T3      By Unit      Closest      Oldest      Red_turno_ModulosPosteriores
                                     Home: N1      Empty: 50 mpm
                                     Full: 50 mpm

*****
*                                     *
*               Clock downtimes for Resources               *
*                                     *
*****

Res      Frequency      First Time      Priority      Scheduled Node      List      Disable Logic
-----
Turno_tarde 24 hr      420 min      999      No      Yes      DISPLAY "Cambio de Turno"

*****
*                                     *
*               Resource Node Logic               *
*                                     *
*****

Res      Node      Entry Logic      Exit Logic
-----
Operador_principal N2      GRAPHIC 1      GRAPHIC 1
                                     N1      GRAPHIC 2      GRAPHIC 1
Operador_secundario N3      GRAPHIC 1      GRAPHIC 1
                                     N1      GRAPHIC 2      GRAPHIC 1
Turno_tarde      N1      GRAPHIC 2      GRAPHIC 2
                                     N2      GRAPHIC 1      GRAPHIC 1

```

```

*****
*                               Processing                               *
*****

Entity  Location  Process  Blk  Output  Destination  Rule  Move Logic

-----
Cliente  Calle    IF Clientes_sistema < 180 THEN
<
  ROUTE 1
>
  ELSE
<
  ROUTE 2
>

1  Cliente  Entrada  FIRST 1
2  Cliente  EXIT    BACKUP
2  Cliente  EXIT    FIRST 1  INC Cliente_Abandonan_el_sistema

Cliente  Entrada  Tiempo_de_ciclo = CLOCK< MIN>
INC Clientes_sistema
IF Graficos_clientes = 1 THEN
<
  GRAPHIC 1
>
IF Graficos_clientes = 2 THEN
<
  GRAPHIC 2
>
IF Graficos_clientes = 3 THEN
<
  GRAPHIC 3
>
IF Graficos_clientes = 4 THEN
<
  GRAPHIC 4
>
IF Graficos_clientes = 5 THEN
<
  GRAPHIC 5
>

1  Cliente  Cola_de_espera  FIRST 1

Cliente  Cola_de_espera  Tiempos = CLOCK<MIN>
Espera = Tasa_salida_cola<
MOVE
IF Espera=1 THEN
<
  ROUTE 1
>
  ELSE
<
  ROUTE 2
>
Tiempo_de_espera1 = CLOCK<MIN> - Tiempos

1  Cliente  Recepcion1  FIRST 1
2  Cliente  Recepcion2  FIRST 1
2  Cliente  Salida    FIRST 1  INC Cliente_Abandonan_el_sistema

Cliente  Recepcion1  GET Operador_principal
WAIT E<28.83> SEC
FREE ALL
INC Clientes_Atendidos_Recepcion

1  Cliente  Cola_Espera_2  0.980000 1
1  Cliente  Salida    0.020000

Cliente  Recepcion2  GET Operador_secundario
WAIT E<28.83> SEC
FREE ALL
INC Clientes_Atendidos_Recepcion

1  Cliente  Cola_Espera_2  0.980000 1
1  Cliente  Salida    0.020000

Cliente  Cola_Espera_2  Tiempos = CLOCK<MIN>
MOVE
INC contador_cola_2
Espera = Tasa_salida_cola<
IF contador_cola_2 > 30 AND Espera=2
THEN
<
  BEGIN
  ROUTE 2
  END
>
  ELSE
<
  BEGIN
  ROUTE 1
  END
>
>

1  Cliente  Sillas_de_espera  FIRST 1
2  Cliente  Salida    FIRST 1  INC Cliente_Abandonan_el_sistema

Cliente  Sillas_de_espera  Modulo_de_atencion = Tipo_de_servicio<
IF Modulo_de_atencion = 1
THEN
<
  ROUTE 1
>
IF Modulo_de_atencion=2
THEN
<
  ROUTE 2
>
IF Modulo_de_atencion=3
THEN
<
  ROUTE 3
>
Tiempo_de_espera2 = CLOCK<MIN> - Tiempos

1  Cliente  Asistenciales  FIRST 1
2  Cliente  Operaciones  FIRST 1
3  Cliente  Preferencial  FIRST 1

Cliente  Asistenciales  Tiempos = CLOCK<MIN>
GET Operario_T1_7 OR Operario_T2_7 OR Operario_T3_2
WAIT E<273.4> SEC
FREE ALL
Tiempo_Asiistenciales = CLOCK<MIN> - Tiempos

1  Cliente  Salida    FIRST 1  INC Clientes_Atendidos_Asiistenciales

Cliente  Operaciones  Tiempos = CLOCK<MIN>
GET Operario_T1_7 OR Operario_T2_7 OR Operario_T3_2
WAIT E<150.1> SEC
FREE ALL
Tiempo_Operaciones = CLOCK<MIN> - Tiempos

1  Cliente  Salida    FIRST 1  INC Clientes_Atendidos_Operaciones

Cliente  Preferencial  Tiempos = CLOCK<MIN>
GET Operario_T1_7 OR Operario_T2_7 OR Operario_T3_2
WAIT E<440.23> SEC
FREE ALL
Tiempo_Preferencial = CLOCK<MIN> - Tiempos

1  Cliente  Salida    FIRST 1  INC Clientes_Atendidos_Preferencial

Cliente  Salida  Tiempo_de_ciclo_clientes = CLOCK< MIN> - Tiempo_de_ciclo
DEC Clientes_sistema
tiempo_espera_total = Tiempo_de_espera1+Tiempo_de_espera2
1  Cliente  EXIT    FIRST 1

```

```

*****
* Arrivals
*****
Entity Location Qty Each First Time Occurrences Frequency Logic
-----
Cliente Calle P(22.6) Mon, May 02 2016 @ 07:00 AM 5 15 MIN Graficos_clientes = distribuc()
Cliente Calle P(49.9) Mon, May 02 2016 @ 08:00 AM 13 15 MIN Graficos_clientes = distribuc()
Cliente Calle P(10.0) Mon, May 02 2016 @ 11:00 AM 11 15 MIN Graficos_clientes = distribuc()
Cliente Calle P(49.9) Mon, May 02 2016 @ 01:30 PM 16 15 MIN Graficos_clientes = distribuc()

*****
* Shift Assignments
*****
Locations... Resources... Shift Files... Priorities... Disable Logic...
-----
Recepcion1 Operador_principal Cafesalud\Operador principal.s 99.99,99.99 No
Operador_secundario Cafesalud\Operador Secundario. 99.99,99.99 No
Turno_tarde Cafesalud\Turno tarde.sft 99.99,99.99 No
Cambio_de_Turno Cafesalud\locaciones.sft 999,999,999,999 No
Cola_espera
Salida
Recepcion1
Recepcion2
Entrada
Asistencias
Calle
Cola_Espera_2
Operaciones
Preferencial
Sillas_de_espera
Operario_I1_7 Cafesalud\Turno1 ocho horas.sf 99.99,99.99 No
Operario_I2_7 Cafesalud\Turno2 ocho horas.sf 99.99,99.99 No
Operario_I3_2 Cafesalud\Turno1 seis horas.sf 99.99,99.99 No

*****
* Attributes
*****
ID Type Classification
-----
Graficos_clientes Integer Entity
Espera Integer Entity
Tiempo_de_ciclo Real Entity
Tiempos Real Entity
Modulo_de_atencion Integer Entity

*****
* Variables (global)
*****
ID Type Initial value Stats
-----
Tiempo_de_ciclo_clientes Real 0 Time Series
Tiempo_de_espera1 Real 0 Time Series
Tiempo_de_espera2 Real 0 Time Series
Tiempo_espera_total Real 0 Time Series
Clientes_Atendidos_Recepcion Integer 0 Time Series
Clientes_Atendidos_Asistencial Integer 0 Time Series
Tiempo_Asistencias Real 0 Time Series
Clientes_Atendidos_Operaciones Integer 0 Time Series
Tiempos_Operaciones Real 0 Time Series
Clientes_Atendidos_Preferencial Integer 0 Time Series
Tiempo_Preferencial Real 0 Time Series
hr_var Integer 0 None
min_var Integer 0 None
Clientes_sistema Integer 0 Time Series
contadorCola2 Integer 0 None
Cliente_Abandonan_el_sistema Integer 0 Time Series

*****
* Macros
*****
ID Text
-----
SerAsistencias 0
SerOperacionales 6
SerPreferenciales 2
I1 7
I2 7
I3 2

*****
* Subroutines
*****
ID Type Parameter Type Logic
-----
Sub1 None PROMPT "Enter the hour when simulation starts (24 hr clock)",hr_var
PROMPT "Enter the minutes when simulation starts",min_var
int x=1
while x>0 do
begin
while min_var<60 do
begin
wait 1 min
inc(min_var)
end
inc(hr_var)
min_var=0
if hr_var=24 then hr_var=0
end

Call_Tiempo_de_ciclo_promedio Real

*****
* User Distributions
*****
ID Type Cumulative Percentage Value
-----
distribuc Discrete Yes 20 1
40 2
60 3
80 4
100 5
Tasa_salidaCola Discrete Yes 97 1
100 2
Tipo_de_servicio Discrete Yes 65 1
90 2
100 3

*****
* External Files
*****
ID Type File Name Prompt
-----
<null> Shift Cafesalud\Operador principal.sft
<null> Shift Cafesalud\Operador Secundario.sft
<null> Shift Cafesalud\Turno tarde.sft
<null> Shift Cafesalud\locaciones.sft
<null> Shift Cafesalud\Turno1 ocho horas.sft
<null> Shift Cafesalud\Turno2 ocho horas.sft
<null> Shift Cafesalud\Turno1 seis horas.sft

```